

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ ТА НАУКИ УКРАЇНИ
ТЕРНОПІЛЬСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІМЕНІ ІВАНА ПУЛЮЯ

Кваліфікаційна наукова
праця на правах рукопису

СТАДНИК МАРІЯ АНДРІЇВНА

УДК 004.41:004.78

ДИСЕРТАЦІЯ

**ІНФОРМАЦІЙНА ТЕХНОЛОГІЯ АНАЛІЗУ УСТАЛЕНИХ ЗОРОВИХ
ВИКЛИКАНИХ ПОТЕНЦІАЛІВ У ЗАДАЧАХ ОФТАЛЬМОДІАГНОСТИКИ**

05.13.06 – інформаційні технології

Подається на здобуття наукового ступеня кандидата технічних наук

Дисертація містить результати власних досліджень. Використання ідей,
результатів і текстів інших авторів мають посилання на відповідне джерело

Науковий керівник –
Фриз Михайло Євгенович,
кандидат технічних наук, доцент

Ідентичність всіх примірників дисертації

ЗАСВІДЧУЮ:

в.о. вченого секретаря спеціалізованої вченої ради

/Н. В. Загородна/

Тернопіль – 2019

АНОТАЦІЯ

Стадник М. А. Інформаційна технологія аналізу усталених зорових викликаних потенціалів у задачах офтальмодіагностики. – Кваліфікаційна наукова праця на правах рукопису.

Дисертація на здобуття наукового ступеня кандидата технічних наук за спеціальністю 05.13.06 – Інформаційні технології. – Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, Тернопіль, 2019.

У дисертаційній роботі вирішено актуальне наукове завдання – підвищення ефективності діагностики зорового аналізатора людини внаслідок реалізації інформаційної технології (ІТ) аналізу усталених зорових викликаних потенціалів (ЗВП) на основі застосування нової розробленої математичної моделі, методів статистичного оцінювання та ідентифікації діагностичних параметрів, алгоритмів прийняття рішень із врахуванням циклічності досліджуваних сигналів та взаємозв'язку між каналами реєстрації. Реалізація цієї задачі дозволила розширити множину автоматизованих програмних інструментів діагностики в галузі офтальмології.

У вступі висвітлено доцільність застосування усталених ЗВП у тих випадках, де стандартні методи та протоколи діагностики не можна використати для аналізу зорової системи людини. Також обґрунтовано актуальність теми дисертації, визначено зв'язок роботи з науковими темами, сформульовано мету і завдання дослідження, визначено об'єкт, предмет і методи дослідження, наведено загальну характеристику дисертації, окреслено наукову новизну отриманих результатів, їхнє практичне значення, а також розкрито питання апробації результатів дисертації та їх висвітлення в наукових працях.

У першому розділі виконано детальний аналіз літературних джерел, що стосуються тематики дисертаційного дослідження. Щоб зрозуміти властивості досліджуваного сигналу, проаналізовано процес формування ЗВП та окреслено сферу їх застосування в офтальмології, а саме: погіршення зорової функції при психічних захворюваннях, фізичному пошкодженні мозку, травмах голови, протягом післяопераційного періоду чи у діагностиці неконтактних хворих, в тому

числі і немовлят. Звернено увагу на результати порівняльного аналізу існуючого програмного забезпечення здійсненого за такими критеріями: математична модель, на основі властивостей якої побудована технологія, методи оцінювання та ідентифікації діагностичних параметрів, алгоритми прийняття рішення, інструментальні засоби для створення. У результаті проведеного огляду визначено, що більшість інформаційних технологій використовують адитивну модель, для виділення ЗВП здійснюють усереднення постстимульних реалізацій, а прийняття рішення відбувається способом порівняння амплітудно-частотних характеристик із нормативними значеннями. Отримані результати огляду вказують на джерела підвищення ефективності офтальмодіагностики шляхом використання усталеного ЗВП та врахування взаємозв'язку між каналами реєстрації.

На основі порівняльного аналізу наявних математичних моделей та властивостей досліджуваного сигналу у другому розділі було сформульовано вимоги до нової математичної моделі, що повинна відображати біофізичний процес генерування електричної активності мозку, враховувати стохастичний характер викликаних потенціалів та стохастично-періодичні властивості усталеного ЗВП, взаємовплив між каналами реєстрації, мати можливість визначення діагностичних характеристик.

Математичне моделювання виконувалось ітеративно з метою поступового врахування усіх властивостей ЗВП та вищезгаданих вимог. За основу при побудові математичної моделі взято біофізичну властивість генерування електричної активності мозку, як результат дії великої кількості збуджуючих та гальмівних постсинаптичних потенціалів, що генеруються синапсами у випадкові моменти часу. З використанням теорії лінійних випадкових процесів на першій ітерації було обґрунтовано математичну модель у вигляді лінійного випадкового процесу.

Протягом другої ітерації враховано те, що частота генерації імпульсів відповідає зовнішній частоті стимуляції, відповідно інтенсивність виникнення імпульсів є періодичною. На основі таких міркувань в роботі обґрунтовано періодичність за сукупністю аргументів ядра лінійного випадкового процесу та

приростів узагальненого пуассонівського процесу. Внаслідок цього математичною моделлю є лінійний періодичний випадковий процес.

На третій ітерації було здійснено конкретизацію математичної моделі з врахуванням двоканальності досліджуваного ЗВП. При реєстрації усталеного ЗВП електроди розміщені над проекціями двох зорових відділів кори головного мозку, тобто зареєстрований сигнал відображає не лише інформацію генеровану та передану правим та лівим зоровими трактами, а також отриману під час перетину зорових аксонів у зоровому перехресті. У результаті математичною моделлю двоканального усталеного ЗВП є двовимірний лінійний періодичний випадковий процес, періодичність математичного сподівання та кореляційної функції якого також доведено у роботі.

У третьому розділі наведено умови проведення реєстрації усталених ЗВП при заданих частотах стимуляції, щоб отримати вхідні дані для розробки алгоритму ідентифікації діагностичних параметрів та алгоритму класифікації.

На основі проведеного гістограмного аналізу та перевірки на нормальність з використанням критерію Д'Агостіно було підтверджено гауссівський розподіл сигналу. Стаціонарність вкладених послідовностей взятих через період підтверджено з використанням критеріїв t_v – критерію Стюдента та F – критерію Фішера. Оскільки математичне сподівання та кореляційна функція двоканального ЗВП повністю визначають ймовірнісний розподіл досліджуваного сигналу, тому їх використали для ідентифікації інформативних характеристик.

Для ідентифікації інформативних характеристик на основі математичного сподівання було обґрунтовано доцільність застосування ортогонального розкладу за базисом функцій Чебишева дискретного аргументу у порівнянні із функціями Кравчука, Лагера та дискретним перетворенням Фур'є шляхом аналізу енергетичного вкладу перших складових розкладу у повну енергію математичного сподівання.

Для ідентифікації другого комплексу інформативних характеристик обґрунтовано застосування двовимірного розкладу Карунена-Лоева кореляційної

функції двоканального усталеного ЗВП з врахуванням його стохастичної періодичності як множини власних векторів кореляційної функції.

Для імплементації алгоритму класифікації у роботі модифіковано метод найближчих сусідів (KNN) з врахуванням вагових коефіцієнтів, що відображають важливість складових із набору інформативних характеристик та запропоновано використання фактору подібності як метрики відстані між двома матрицями власних векторів. Для емпіричного визначення значень параметрів класифікатора KNN було виконано перехресну перевірку на вхідних даних.

У четвертому розділі на основі аналізу існуючих програмних рішень створено технічне завдання з врахуванням властивостей досліджуваного сигналу, розробленої математичної моделі, сучасних стандартів розробки та нормативних документів для створення інформаційних технологій. Для розробки ІТ обрано клієнт-серверне архітектурне рішення, що дозволило оптимально розподілити обмін даними між сервером для зберігання та опрацювання і клієнтом для відображення та використання сервісу. Для реалізації цього веб-додатку обрано наступні програмні інструменти: Django Web Framework, бібліотеки аналізу даних (Scikit-Learn, Pandas, numPy, SciPy, mat4py), інтерфейс прикладного програмування API (django rest). Структурна схема у вигляді наведеної діаграми компонентів повністю відповідає модульній парадигмі програмування.

Отримані результати оцінювання періоду усталеного ЗВП співпадають із періодом зовнішньої стимуляції, що є одним із аргументів для підтвердження адекватності математичної моделі. Виконано порівняльний аналіз базисів функцій дискретного аргументу (Чебишева, Лагера, Кравчука) для ортогонального розкладу математичного сподівання з метою ідентифікації першого комплексу діагностичних характеристик. Отримані результати свідчать на користь функцій Чебишева і відповідна кількість складових розкладу є визначеною для сигналів з різною частотою стимуляції. Також проаналізовано результати двовимірного розкладу Карунена-Лоева та визначено відповідну кількість власних векторів кореляційної матриці двоканального усталеного ЗВП, як другого комплексу

діагностичних параметрів, шляхом аналізу енергетичного вкладу складових розкладу для досягнення заданого порогу енергії (95%).

На основі нового сформованого комплексу діагностичних параметрів та із використанням методу перехресної перевірки оцінено оптимальні параметри для алгоритму бінарної класифікації KNN.

З використанням програмних засобів та обґрунтованих алгоритмів доведено ефективність розробленої ІТ аналізу ЗВП, яка дозволяє здійснити автоматизовану офтальмодіагностику в умовах непридатних для стандартних протоколів та враховує взаємозв'язок між каналами реєстрації породжений біофізичною будовою зорового аналізатора людини.

Ключові слова: усталений зоровий викликаний потенціал, двовимірний лінійний періодичний випадковий процес, ортогональні поліноми Чебишева, перетворення Карунена-Лоева, KNN метод, інформаційна технологія.

ABSTRACT

Stadnyk M. A. Information technology of the steady-state visual evoked potentials analysis in the ophthalmologic diagnostics tasks – Manuscript.

Thesis for the degree of Ph.D. in the specialty 05.13.06 - Information technology. - Ternopil Ivan Puluj National Technical University, Ternopil, 2019.

The thesis resolved the important scientific task - increase of the human visual analyzer diagnostics efficiency by implementation of the information technology (IT) analysis of the steady-state visual evoked potentials (SSVEP) based on the new developed mathematical model, methods of statistical estimation and identification of diagnostic parameters, decision making algorithms taking into account the cyclic nature of the investigated signals and the relationship between the channels of registration. The implementation of this task has allowed to expand the set of automated diagnostic tools in ophthalmology.

The Introduction shows the expediency of the SSVEP usage in the cases when standard methods and diagnostic protocols are not suitable for analyzing human visual system. In addition, the subject topicality is justified, the association of the dissertation and scientific subjects is determined, the research goal and task are formulated, the object, subject, and main research methods are defined, the dissertation general characteristics are given, scientific novelty of the obtained results and practical value are outlined, the results approbation and its coverage in scientific works are revealed.

The first section covers a detailed analysis of the literary sources regarding the subject of the research. In order to investigate the signal properties, the process of SSVEP formation was analyzed and the scope of its usage in ophthalmology was clearly outlined under specific conditions, namely: impairment of visual function in mental illness, physical damage of a brain, head trauma, post-surgery period, or the diagnostics of non-contact patients including babies. Attention is drawn to the results of the existing software comparative analysis, which was made according to the following criteria: mathematical model, based on which properties the technology is built, estimation and identification methods of diagnostic parameters, decision-making algorithms, tools for development. The review determined that most information technologies use an additive model, VEP

selection is carried out by averaging of post-stimulus realizations, the decision making is made by comparison of the amplitude-frequency characteristics with the normative values. The review results indicate sources of the improvement in the ophthalmic diagnostics effectiveness through the usage of SSVEP and the consideration of the interconnection between the channels of registration.

Based on the comparative analysis of the existing mathematical methods and properties of the researched signal, the requirements for the new mathematical model are formulated in the second chapter. Thereafter, this model has to reflect a biophysical process of a brain electrical activity generation, consider the stochastic character of the visual potentials and stochastic periodic properties of the SSVEP, the interplay between channels of registration, have the possibility to define diagnostic characteristics.

The mathematical modeling was performed iteratively, take into account all the properties of visual evoked potential and the described above requirements. The biophysical property is taken as the mathematical modeling basis. Its brain electrical activity is considered as a result of a large number of excitatory and inhibitory postsynaptic potential generated synapses at random times. Using the theory of linear random processes in the first iteration, the mathematical model in the form of a linear random process is substantiated.

During the second iteration, the following was taken into consideration - the frequency of impulse generation equals the frequency of the external stimulation periodicity, respectively the intensity of impulse emergence will be periodical. Based on these contemplations, the cyclostationarity of the linear random process kernel by arguments and generalized Poisson process increments approved. Consequently, the mathematical model is the linear periodical random process.

On the third iteration the concretization of the mathematical model with the two-channeled researched VEP is performed. During the registration of the SSVEP, the electrodes were placed above the projections of two visual departments of the cerebral cortex. Then the registered signal reflects not only the information generated and transferred by the right and left visual tracts, but also the compatible information received during the intersection of visual axons at the visual junction. As a result, the mathematical

model of two-channelled SSVEP is a two-dimensional linear periodical random process which cyclostationarity of mathematical expectation and correlation function is also proved in the paper.

The third section describes the conditions of SSVEP registration at given stimulation frequencies in order to obtain input data to develop the diagnostic parameters identification algorithm and classification method.

Based on the histogram analysis and the normality test using the D'Agostino criteria, the Gaussian Signal Distribution is confirmed. The stationarity of nested sequences taken over a period is confirmed using the Student's and Fisher's criteria. Whereas the mathematical expectation and correlation function of the two-channelled VEP completely determine the probabilistic distribution of the signal, consequently, they were used as a source of informative characteristics.

To identify informative characteristics based on mathematical expectation, it was justified the usage of an orthogonal decomposition based on Chebyshev discrete argument's functions and compared with the Kravchuk, Lager functions and discrete Fourier transforms by analyzing the energy contribution of the first decomposition components to the mathematical expectation's energy.

To identify the second set of informative characteristics and taking into account the VEP cyclostationarity, the application of the two-dimensional Karhunen-Loeve decomposition of the two-channel SSVEP's correlation function is considered as a set of eigenvectors of the correlation function.

To implement the classification algorithm, the nearest neighbor method (KNN) was modified by adding the weighting parameters that reflect the importance of the informative characteristics components and using the similarity factor as a metric of the distance between two matrices of eigenvectors. The cross-validation is performed on the input data in order to estimate the KNN parameter values empirically.

In the fourth section, based on the analysis of existing software solutions, a statement of work was created taking into account the properties of the investigated signal, the developed mathematical model, modern standards of development and regulatory documents for the information technologies implementation. The client-server

architecture solution was selected, which allowed to distribute optimally the data transfer between the database and processing server and the client for displaying and using the service. The following software tools have been selected for the implementation of this web application: Django Web Framework, Data Analysis Libraries (Scikit-Learn, Pandas, numPy, SciPy, mat4py), API for Application Programming (django rest). The structure scheme in the form of the component diagram is fully consistent with the modular programming paradigm.

The obtained results of the SSVEP period estimation coincide with the period of external stimulation, which is one of the arguments for confirming the adequacy of the mathematical model. A comparative analysis of the discrete argument function basis (Chebyshev, Lager, Kravchuk) for the orthogonal decomposition of mathematical expectations is performed in order to identify the first set of diagnostic characteristics. The obtained results show the benefit of the Chebyshev functions and the corresponding number of the decomposition components is determined for VEPs with different stimulation frequency. The results of the two-dimensional Karhunen-Loev decomposition are also analyzed. The corresponding number of eigenvectors of the two-channel SSVEP correlation matrix as the second set of diagnostic parameters is determined by analyzing the decomposition components energy contribution to achieve a given energy threshold (95%).

Based on the newly formed complex of diagnostic parameters and using the cross-validation, the optimal parameters for the KNN binary classification algorithm were estimated.

By using software tools and well-grounded algorithms, the effectiveness of the developed IT of the SSVEP analysis, which allows automated ophthalmic diagnostics in conditions not suitable for standard protocols and takes into account the relationship between the registration channels caused by the biophysical human visual analyzer structure, has been proved.

Keywords: steady-state visual evoked potential, two-dimensional linear periodic random process, orthogonal Chebyshev polynomials, Karhunen-Loeve transformation, KNN method, information technology.

Список публікацій здобувача

Наукові праці, в яких опубліковано основні наукові результати дисертації:

1. Fryz M., Stadnyk M. Justification of mathematical model of the steady-state visual evoked potential in a form of the linear random process. *Electronics and control systems*. 2013. No. 1 (35). С.100-107 (Index Copernicus, Crossref, EBSCO).

2. Фриз М. Є., Стадник М. А. Лінійний періодичний випадковий процес як математична модель усталеного зорового викликаного потенціалу. *Моделювання та інформаційні технології: зб. наук. пр. Нац. акад. наук України, Інститут проблем моделювання в енергетиці ім. Г. Є. Пухова*. 2014. №72. С. 36-43.

3. Фриз М. Є., Стадник М. А. Математична модель двоканального усталеного зорового викликаного потенціалу в задачах розробки інформаційних технологій офтальмодіагностики. *Вісник Хмельницького національного університету*. 2014. №1(209). С. 126-133 (Index Copernicus, Polish Scholarly Bibliography).

4. Стадник М. А. Оцінювання інформативних параметрів усталених зорових викликаних потенціалів з використанням їх розкладів за базисами дискретних ортогональних поліномів. *Математичне та комп'ютерне моделювання. Серія: Технічні науки: зб. наук. праць*. 2016. №13. С. 150-160. (Norwegian Social Science Data Services).

5. Fryz M., Stadnyk M., Sherbak L. The feature extraction and estimation of the steady-state visual evoked potential by the Karhunen-Loeve expansion. *Eastern European Journal of Enterprise Technologies*. 2017. No.1(85). С. 56-62. (Scopus, EBSCO, DOAJ).

Наукові праці, що засвідчують апробацію матеріалів дисертації:

6. Фриз М. Є., Стадник М. А. Математичні моделі та методи аналізу електроенцефалограм і зорових викликаних потенціалів. *Матеріали XV наукової конференції ТНТУ ім. І. Пулюя: зб. тез доповідей, 4-15 груд. 2011 р. Тернопіль: ТНТУ, 2011. С. 6.*

7. Стадник М. А. Статистичний аналіз зорових викликаних потенціалів стійкого стану. *Природничі науки та інформаційні технології: зб. тез доповідей*, 5-6 груд. 2012 р. Тернопіль: ТНТУ, 2012. С. 63.
8. Fryz M., Stadnyk M. Mathematical Model of the Steady-State Visual Evoked Potential in a Form of Linear Random Periodical Process. *Proceeding of the 6th International Academic Conference of Young Scientist "Computer Science and Engineering 2013 (CSE-2013)"*, November 21-23, 2013. Lviv: Lviv Polytechnic Publishing House, 2013. PP. 134-135.
9. Стадник М. А. Лінійний випадковий процес як математична модель зорового викликаного потенціалу. *Матеріали III науково-технічної конференції "Інформаційні моделі, системи та технології"*, 24 квіт. 2013 р. Тернопіль: ТНТУ, 2013. С. 16.
10. Стадник М. А. Врахування двоканальності усталеного зорового викликаного потенціалу при побудові математичної моделі інформаційної системи офтальмодіагностики. *Матеріали IV науково-технічної конференції "Інформаційні моделі, системи та технології"*, 15-15 трав. 2014 р. Тернопіль: ТНТУ, 2014. С. 14.
11. Stadnyk M. The informative Parameters Determination for a Visual System Diagnostics by Using the Steady State Visual Evoked Potentials. *Modern Problems of Radio, Engineering, Telecommunications, and Computer Science. Proceeding of the 13th International TCSET'2016*", February 23-26, 2016. Lviv: Lviv Polytechnic Publishing House, 2016. PP. 800-809. (Scopus).
12. Стадник М. А. Оцінювання інформативних параметрів усталених зорових викликаних потенціалів з використанням методу ортогональних перетворень. *Сучасні проблеми математичного моделювання, прогнозування та оптимізації: тези доповідей VII міжнародної наукової конференції*, 21-22 квіт. 2016 р. Кам'янець-Подільський: Кам'янець-Подільський національний університет імені Івана Огієнка, 2016. С. 214-216.
13. Стадник М. А. Оцінка інформативних параметрів на основі аналізу усталених зорових викликаних потенціалів як одна з ключових функцій інформаційної технології офтальмодіагностики. *Матеріали IV міжнародної*

науково-технічної конференції “Теоретичні та прикладні аспекти радіотехніки, приладобудування і комп’ютерних технологій”, 20-21 квіт. 2019 р. Тернопіль: ТНТУ, 2019. С. 64-67.

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ	18
ВСТУП	20
РОЗДІЛ 1 МАТЕМАТИЧНІ МОДЕЛІ ТА ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ АНАЛІЗУ ЗВП В ЗАДАЧАХ ОФТАЛЬМОДІАГНОСТИКИ	27
1.1 Зоровий викликаний потенціал як частинний випадок електроенцефалограми та його застосування в офтальмології	27
1.2 Аналіз існуючих інформаційних технологій реєстрації та обробки ЗВП	37
1.3 Порівняльна характеристика математичних моделей ЗВП та ЕЕГ, відповідних методів аналізу та інформаційних ознак для прийняття діагностичних рішень	43
1.4 Постановка задачі	51
1.5 Висновки	53
РОЗДІЛ 2 МАТЕМАТИЧНА МОДЕЛЬ УСТАЛЕНИХ ЗОРОВИХ ВИКЛИКАНИХ ПОТЕНЦІАЛІВ ЯК ОСНОВА ІНФОРМАЦІЙНОЇ ТЕХНОЛОГІЇ	54
2.1 Математична модель ЗВП як основа інформаційної технології	54
2.1.1 Механізм біофізичного генерування електричної активності мозку	55
2.1.2 Обґрунтування вибору математичної моделі	57
2.1.3 Лінійні випадкові процеси неперервного аргументу	64
2.1.4 Лінійні випадкові послідовності	68
2.2 Математична модель усталеного ЗВП з урахуванням періодичності та багатовимірності	70
2.2.1 Лінійні періодичні випадкові процеси	70
2.2.2 Обґрунтування періодичних властивостей математичної моделі усталених ЗВП	73

2.2.3 Конкретизація математичної моделі двоканального усталеного ЗВП	76
2.3 Висновки	84
РОЗДІЛ 3 МЕТОДИ СТАТИСТИЧНОГО АНАЛІЗУ УСТАЛЕНИХ ЗВП, ІДЕНТИФІКАЦІЇ ІНФОРМАТИВНИХ ПАРАМЕТРІВ ТА КЛАСИФІКАЦІЇ В ІНФОРМАЦІЙНІЙ ТЕХНОЛОГІЇ ОФТАЛЬМОДІАГНОСТИКИ	85
3.1 Реєстрація усталених ЗВП	86
3.2 Обґрунтування вибору інформативних характеристик усталеного ЗВП	87
3.2.1 Оцінювання періоду усталеного ЗВП	88
3.2.2 Перевірка статистичних гіпотез щодо нормальності розподілу та стаціонарності φ – серій	92
3.2.3 Оцінювання ймовірнісних характеристик усталеного ЗВП	99
3.2.4 Оцінювання взаємної кореляційної функції двовимірного періодичного процесу	101
3.3 Ідентифікація інформативних характеристик у інформаційній технології офтальмодіагностики	103
3.3.1 Ідентифікація інформативних характеристик з використанням ортогонального розкладу математичного сподівання ЗВП	103
3.3.1.1 Ортогональні базиси функцій дискретного аргументу	104
3.3.1.2 Ортогональні базиси функцій Чебишева, Кравчука, Лагера дискретного аргументу	107
3.3.2 Ідентифікація інформативних характеристик з використанням двовимірного розкладу Карунена-Лоева	114
3.4 Формування діагностичного простору	119

3.5	Метод прийняття діагностичних рішень на основі аналізу усталених ЗВП	121
3.6	Висновки	127
РОЗДІЛ 4 РЕАЛІЗАЦІЯ ІНФОРМАЦІЙНОЇ ТЕХНОЛОГІЇ АНАЛІЗУ УСТАЛЕНИХ ВИКЛИКАНИХ ПОТЕНЦІАЛІВ		129
4.1	Технічне завдання та середовище реалізації ІТ аналізу усталених ЗВП	129
4.2	Структурна схема ІТ аналізу ЗВП	132
4.3	Результати виконання алгоритму оцінювання інформативних характеристик двоканального усталеного ЗВП	135
4.3.1	Результати статистичного оцінювання періоду	136
4.3.2	Результати експериментальних досліджень ймовірнісних характеристик усталених ЗВП	138
4.3.3	Результати оцінювання інформативних характеристик з використанням ортогонального розкладу математичного сподівання усталеного ЗВП	144
4.3.4	Результати двовимірного розкладу Карунена-Лоева двоканального усталеного ЗВП	151
4.4	Алгоритм класифікації з використанням методу найближчих сусідів KNN	159
4.5	Висновки	163
ВИСНОВКИ		165
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ		167
ДОДАТКИ		178
Додаток А Список публікацій здобувача за темою дисертації та відомості про апробацію результатів дисертації		178
Додаток Б Частина програмного коду розробленої ІТ аналізу усталених зорових викликаних потенціалів в задачах офтальмодіагностики		181

Додаток В Результати перевірки статистичних гіпотез щодо нормальності розподілу	189
Додаток Г Результати перевірки статистичних гіпотез щодо стаціонарності φ – серій	190
Додаток Г Схематичне зображення алгоритму оцінювання інформативних характеристик	191
Додаток Д Зразок звіту щодо результатів офтальмодіагностики	192
Додаток Е Угода про співпрацю в проведенні наукових досліджень	193
Додаток Є Зображення вимірювальної установки для реєстрації усталених ЗВП	194
Додаток Ж Акти впровадження результатів дисертаційних досліджень	195

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

- API – Application Programming Interface
- BCI – Brain Computer Interface
- ICA – Independent Component Analysis
- KLT – Karhunen Loeve Transform
- KNN – K Nearest Neighbors algorithm
- PCA – Principal Component Analysis
- SAAS – Software as a Service
- SVD – Singular Value Decomposition
- SVM – Support Vector Machines
- ВП – викликаний потенціал
- ГПСП – гальмівний післясинаптичний потенціал
- ЕЕГ – електроенцефалограма
- ЗВП – зоровий викликаний потенціал
- ЗПСП – збуджуючий післясинаптичний потенціал
- ІТ – інформаційна технологія
- ЛВП – лінійний випадковий процес
- ЛПВП – лінійний періодичний випадковий процес
- ПД – потенціал дії
- α_i – вагові коефіцієнти
- $\phi_{k,i}$ – власні вектори кореляційної матриці
- F_s – частота стимуляції
- $\mathbf{D}[\cdot]$ – оператор дисперсії
- $\mathbf{M}[\cdot]$ – оператор математичного сподівання
- $k_k(x)$ – поліноми Кравчука дискретного аргументу
- $l_k(x)$ – поліноми Лагера дискретного аргументу
- $t_k(x)$ – поліноми Чебишева дискретного аргументу

$\varphi(\tau, t)$ – ядро лінійного випадкового процесу

$R(t_1, t_2)$ – автокореляційна функція

R_{ij}^Z – кореляційна матриця

$tr[\cdot]$ – слід матриці

λ_k – вектор власних значень

Δt – крок дискретизації

Ψ – набір діагностичних параметрів

ВСТУП

Актуальність теми. Дані звіту ВООЗ за 2019 рік щодо стану офтальмологічного здоров'я свідчать про те, що 2.2 мільярдів людей мають порушення зору. Певні захворювання зорової системи є спричиненими прогресуючими психічними захворюваннями (епілепсія, шизофренія), фізичними пошкодженнями мозку, травмами голови, вадами у неконтактних хворих та новонароджених, і не можуть бути ідентифіковані стандартними процедурами та методами офтальмодіагностики. Відповідно, важливою є проблема розробки інформаційної технології (ІТ), яка забезпечить автоматизоване оцінювання функціонального стану зорового аналізатора людини за таких умов. Використання усталеного зорового викликаного потенціалу (ЗВП) – частинного випадку електроенцефалограми (ЕЕГ), що є результатом реакції зорових відділів кори головного мозку на зовнішні стимули (світлові чи просторово-структурні) зі значною частотою подання (5-30 Гц), вважається багатьма авторами найбільш доцільним, що обумовлено меншою чутливістю до артефактів, спричинених морганням, рухом очей та електроміографічним шумом (Celesia G., Vialatte F., Hirsch J., Шагас Ч., Шамшинова А., Шпак А.).

Для аналізу ЗВП в лабораторіях та медичних установах застосовують програмно-апаратні комплекси вітчизняного виробництва DX-NT, Tredex, NeuroSoft, які є стаціонарними, виділення ЗВП виконують на основі усереднення постстимульних реалізацій, для прийняття рішення порівнюють амплітудно-часові характеристики екстремумів оцінки ЗВП з нормативними значеннями (Dawson G., Davila C., Гніздецький В., Ліванов М.). При цьому не враховується властивість циклічності спонтанної ЕЕГ під час стимуляції та стохастична залежність сигналів у різних каналах реєстрації, породжена фізіологічною будовою зорової системи, діагностичні рішення приймаються без урахування значущості різних комплексів інформативних характеристик.

Закордонні ІТ та програмні комплекси NeuroScan, OpenBCI, Brain Products, Biosemi, NeuroSky, Emotiv Epos, iMotions є хмарними рішеннями, функціонал яких

надається згідно підписок та обраних функціональних модулів, при цьому вони орієнтовані здебільшого на задачі нейро-комп'ютерного інтерфейсу, а не офтальмологічні потреби. Діагностика в даному випадку відбувається шляхом порівняння емпірично отриманих нормативних значень із оціненими діагностичними параметрами: амплітудно-частотними характеристиками компонент ICA (Independent Component Analysis) чи PCA (Principal Component Analysis), множиною коефіцієнтів вейвлет-перетворення (Rosso O., Capilla A., Makeig S., Blanco S.) які не мають біофізичного обґрунтування, що ускладнює інтерпретацію отриманих результатів.

Отже, актуальність проведення дисертаційного дослідження обумовлена необхідністю розроблення теоретичних та прикладних засад побудови та впровадження інтелектуальної інформаційної технології аналізу усталених ЗВП, в якій будуть реалізовані методи прийняття діагностичних рішень на основі статистичного підходу та ідентифікації інформативних параметрів із врахуванням періодичності ймовірнісних характеристик досліджуваних сигналів, їх взаємозв'язку у різних каналах реєстрації.

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами.

Дисертаційна робота пов'язана з основними напрямками науково-дослідних робіт Тернопільського національного технічного університету імені І. Пулюя, зокрема: «Удосконалення радіотехнічного методу виявлення. Модернізація виробу К-120-Р» (номер державної реєстрації 0118U001483), де автор була виконавцем; вклад автора полягає у розробці спеціального програмного забезпечення для опрацювання даних з метою виявлення, оцінки типу (класифікації) та автоматичної обробки корисних сигналів.

Експериментальні дослідження здійснено у рамках «Угоди про співпрацю у проведенні наукових досліджень з подальшим впровадженням отриманих результатів у практику» між ТНТУ та Інститутом медико-біологічних проблем Тернопільського національного медичного університету ім. І.Я. Горбачевського.

Мета і завдання дослідження. Метою дисертаційної роботи є підвищення ефективності процесу офтальмодіагностики на основі опрацювання усталених ЗВП

шляхом створення ІТ із використанням нової математичної моделі, методів ідентифікації та статистичного оцінювання діагностичних параметрів і прийняття рішень із врахуванням циклічності досліджуваних сигналів та їх взаємозв'язку у різних каналах реєстрації.

Для досягнення вказаної мети потрібно вирішити такі завдання:

– Проаналізувати наявне математичне та алгоритмічне забезпечення інформаційних технологій статистичного аналізу електричної активності та ВП, відповідні протоколи діагностики в офтальмології, дослідити область їхнього застосування і визначити труднощі та обмеження при розв'язанні задач офтальмодіагностики за двоканальним усталеним ЗВП.

– Обґрунтувати математичну модель усталених ЗВП, яка би відображала біофізичний механізм їхнього породження, враховувала взаємозв'язок та періодичні характеристики сигналів, що реєструються одночасно від різних півкуль кори головного мозку, дозволяла здійснювати ймовірнісний та статистичний аналіз ЗВП. На основі математичної моделі обґрунтувати та окреслити множину інформативних ознак придатних для використання в ІТ.

– Розробити алгоритми ідентифікації діагностичних параметрів на основі попередньо обґрунтованої множини інформативних ознак.

– Запропонувати метод прийняття рішень на основі ідентифікованих діагностичних параметрів.

– Реалізувати інформаційну технологію аналізу усталеного ЗВП на основі запропонованої моделі, методів та програмних інструментів у вигляді хмарного програмного забезпечення, яке повинне забезпечувати оцінювання ймовірнісних характеристик, ідентифікацію інформативних ознак, побудову діагностичного простору та прийняття діагностичного рішення.

Об'єкт дослідження – процес здійснення офтальмодіагностики на основі аналізу усталених ЗВП.

Предмет дослідження – модель, методи статистичного опрацювання та прийняття діагностичних рішень із використанням усталених ЗВП.

Методи дослідження. З метою розв'язання вказаних задач використано методи теорії випадкових процесів для обґрунтування математичної моделі двоканального усталеного ЗВП, методи лінійної алгебри та теорію функцій дискретного аргументу для ідентифікації інформативних параметрів сигналу, чисельних методів та алгоритмів навчання з вчителем для прийняття рішення про стан зорового аналізатора, теорії алгоритмів та програмування для побудови інформаційної технології.

Наукова новизна отриманих результатів:

– Вперше розроблено математичну модель двоканального усталеного ВП у вигляді двовимірного лінійного періодичного випадкового процесу. Ця модель, на відміну від наявних враховує біофізичну природу формування електричної активності мозку, взаємозв'язок ЗВП, що реєструються одночасно від різних півкуль головного мозку та їх стохастично періодичний характер, що дозволяє здійснити ймовірнісний аналіз досліджуваних сигналів та запропонувати методи їх статистичного опрацювання.

– Вперше запропоновано використання двовимірного розкладу Карунена-Лоева для ідентифікації діагностичних параметрів за усталеними ЗВП, що на відміну від існуючих одновимірних ознак враховує взаємозв'язок між обома каналами реєстрації. Це дозволило обґрунтувати можливість використання визначеної кількості власних векторів розкладу в інформаційній технології офтальмодіагностики, відповідно до частоти стимуляції.

– Набув подальшого розвитку метод ортогональних розкладів для ідентифікації інформативних параметрів за математичним сподіванням усталених ЗВП, який на відміну від існуючого враховує стохастичну періодичність досліджуваного сигналу. Це дозволило обґрунтувати вибір коефіцієнтів розкладу математичного сподівання сигналу за базисом ортогональних поліномів Чебишева дискретного аргументу як діагностичних параметрів.

– Набув подальшого розвитку метод бінарної класифікації усталених ЗВП на основі модифікованого алгоритму k –найближчих сусідів (KNN), який на відміну від наявних враховує діагностичну значимість різних комплексів

запропонованих інформативних ознак, що дозволяє підвищити точність прийняття рішення в задачах офтальмодіагностики.

Практичне значення отриманих результатів. Одержані результати уможливили оцінювання діагностичних параметрів двоканального усталеного ЗВП з врахуванням стохастичної періодичності процесу та взаємозв'язку між каналами реєстрації, що дозволило реалізувати інформаційну технологію аналізу викликаних потенціалів мозку спричинених різними джерелами стимуляції в лабораторних наукових дослідженнях фізіологічного напрямку та у медичних закладах як один із інструментів у задачах діагностики. Окремі компоненти розробленої ІТ (ідентифікація та оцінювання інформативних параметрів, класифікація) можуть бути використані також в задачах опрацювання циклічних сигналів та завад.

Результати дисертаційної роботи впроваджено і використовуються у Комунальному підприємстві “Тернопільський міський лікувально-діагностичний центр” Тернопільської міської ради; в ТОВ “Тернопільське КБ радіозв'язку “Стріла””; в навчальному процесі кафедри медичної інформатики ТДМУ ім. І. Я. Горбачевського та кафедри кібербезпеки ТНТУ ім. І. Пулюя при вивченні дисциплін “Інтелектуальний аналіз даних” та “Обробка сигналів та зображень”.

Особистий внесок здобувача. Дисертація є результатом самостійних наукових досліджень, в яких вкладено авторський підхід до побудови інформаційної технології аналізу усталених ЗВП в задачах офтальмодіагностики. Наукові положення та основні результати, які містяться в дисертації, отримані здобувачем самостійно у процесі науково-дослідницької роботи. В роботах, опублікованих у співавторстві, дисертанту належать: [1, 8] – обґрунтування математичної моделі ЗВП у вигляді лінійного випадкового процесу; [2] – обґрунтування періодичних властивостей усталеного ЗВП та оцінювання інформативних характеристик досліджуваного сигналу з врахуванням періодичності; [3] – моделювання двоканального усталеного ЗВП у вигляді двовимірного лінійного періодичного випадкового процесу для задачі розробки ІТ аналізу ЗВП; [5] – ідентифікація інформативних параметрів усталеного ЗВП з використанням перетворення Карунена-Лоева для ІТ офтальмодіагностики;

[6] – аналітичний огляд моделей, методів та ІТ аналізу електроенцефалограм і ЗВП.

Апробація результатів дисертації. Основні результати роботи опубліковано та обговорювались на міжнародних та всеукраїнських наукових конференціях, зокрема на: XV науковій конференції ТНТУ ім. І. Пулюя (м. Тернопіль, 2011 р.); науковій конференції “Природничі науки та інформаційні технології” Тернопільського національного політехнічного інституту (м. Тернопіль, 2012 р.); VI Міжнародній академічній конференції молодих вчених “Computer Science and Engineering”, CSE-2013 (м. Львів, 2013 р.); III науково-технічній конференції “Інформаційні моделі, системи та технології” ТНТУ ім. І. Пулюя (м. Тернопіль, 2013 р.); IV науково-технічній конференції “Інформаційні моделі, системи та технології” ТНТУ ім. І. Пулюя (м. Тернопіль, 2014 р.); XIII Міжнародній науковій конференції “Сучасні проблеми радіоелектроніки, телекомунікацій, комп’ютерної інженерії”, TCSET’2016 (м. Львів – Славсько, 2016 р.); VII міжнародній науковій конференції “Сучасні проблеми математичного моделювання, прогнозування та оптимізації” (м. Кам’янець-Подільський, 2016 р.); IV міжнародній науково-технічній конференції “Теоретичні та прикладні аспекти радіотехніки, приладобудування і комп’ютерних технологій” (м. Тернопіль, 2019 р.). Матеріали дисертації обговорювались на наукових семінарах кафедр комп’ютерних наук та кібербезпеки Тернопільського національного технічного університету ім. І. Пулюя.

Публікації. За результатами дисертаційних досліджень опубліковано 13 наукових праць, в тому числі 5 статей у наукових фахових виданнях України (одноосібних статей – 1) та 8 тез доповідей у працях міжнародних та всеукраїнських наукових та науково-технічних конференцій. Публікації входять до наступних наукометричних баз даних з міжнародним індексом цитування: Scopus – 2 (з них 1 у періодичному виданні кuartилію Q3), 2 – Index Copernicus, 1-DOAJ, 2 – EBSCO, 1 – Polish Scholarly Bibliograp, 1 – Norwegian Social Science Data Services.

Структура і обсяг роботи. Дисертаційна робота складається зі вступу, чотирьох розділів, загальних висновків, списку використаних джерел із 117

найменувань та додатків. Загальний обсяг дисертації становить 198 сторінок, з яких 147 сторінок основного тексту, 9 додатків на 22 сторінках, та містить 48 рисунків, 108 формул, 11 таблиць.

РОЗДІЛ 1

МАТЕМАТИЧНІ МОДЕЛІ ТА ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ АНАЛІЗУ ЗВП В ЗАДАЧАХ ОФТАЛЬМОДІАГНОСТИКИ

У розділі представлено результати аналітичного огляду літературних джерел, що висвітлюють певний клас проблем зорового апарату людини та їх відповідну діагностику з використанням зорових викликаних потенціалів. Основною метою розділу є порівняльний аналіз типів зорових викликаних потенціалів та їх характеристик, сучасних ІТ за наступними критеріями: математична модель, яку використовують як основу при розробці програмного забезпечення, відповідні методи визначення діагностичних ознак, алгоритми для прийняття рішення.

1.1 Зоровий викликаний потенціал як частинний випадок електроенцефалограми та його застосування в офтальмології

Приблизно 80-90 % інформації про навколишній світ людина отримує за допомогою функцій зорового апарату. Завдяки їм ми не лише формуємо певні візуальні образи. Правильна робота зорової системи забезпечує розпізнавання кольорів та фактур, орієнтованість у просторі, читання та сприйняття важливих даних. Уся ця інформація потрібна людині для реалізації себе у соціумі, повноцінного розвитку, достовірного сприйняття навколишнього середовища та пристосування поведінки.

Згідно з даними представлених у роботі [1, 2] рівень первинного виходу на інвалідність дитячого населення внаслідок хвороби ока та його придаткового апарату у 2012 рр. склав 10.7 на 1000 дітей. Станом на 2019 рік, за даними Всесвітньої організації охорони здоров'я (ВООЗ) у світі 2.6 млрд. людей хворіють на короткозорість, з них 312 млн. віком до 19 років, 2.2 млрд. мають порушення зору [3]. 37 млн. є остаточно незрячими, а близько 1.5 млн. з них є діти [3-6]. На рис. 1.1 представлено динаміку кількості незрячих у світі.

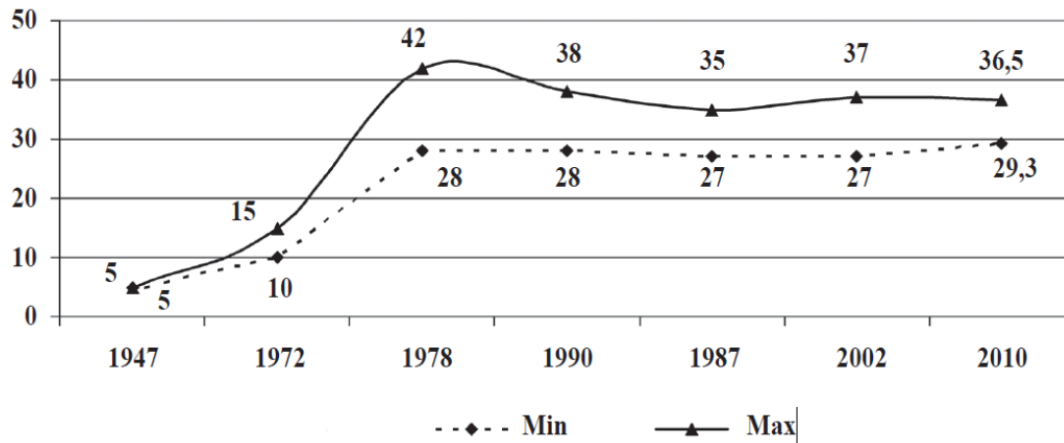


Рисунок 1.1 – Динаміка кількості незрячих у світі за даними ВООЗ у 2010 році [4]

Загалом оцінка сучасного стану офтальмологічного здоров'я в Україні свідчить про його погіршення. За даними МОЗ України, впродовж останніх 10 років значно зросла кількість дітей з патологією органу зору. 12 млн. дітей у віці до 15 років уже мають певні патології зорового апарату. Значному ризику піддаються немовлята та передчасно народжені діти, для яких не можна застосувати стандартні методи оцінки зору та ідентифікації патологій. З метою реагування та профілактики захворювань зорового апарату, у 2013 році Україна приєдналась до виконання “Плану дій для забезпечення загального доступу до збереження здоров'я очей на 2014-2019 рр.” [7] та до програми ВООЗ “Бачення 2020. Право на зір”, у якій пріоритетним напрямком визначено дослідження патологій у дітей для зменшення відсотку захворюваності у дорослому віці.

Вище наведені дані свідчать про значну проблему погіршення зору у населення. Значна відповідальність за зменшення цих статистичних показників покладається на профільні інститути та відповідних фахівців (хірургів, офтальмологів, невропатологів), а також і на інформаційні системи та технічних інженерів і науковців, які здатні за допомогою удосконалення конструкцій діагностичних апаратів, відповідних математичних моделей, алгоритмів та методів визначення інформативних біометричних показників, значно покращити достовірність діагностики роботи зорової системи.

Сьогодні офтальмологи використовують значну кількість методів та протоколів для діагностики, а саме: візометрію, тонометрію, офтальмоскопію, периметрію, біомікроскопію, ультразвукове дослідження очного яблука, електроретинографію, флюорисцентну ангіографію та багато інших. Проте певні патології зору можуть бути пов'язаними із прогресуючими психічними захворюваннями, такими як епілепсія та шизофренія. При цьому стандартні методи діагностування зорової системи не є прийнятними для застосування. У таких випадках використовується метод зорових викликаних потенціалів (ЗВП) для оцінювання функціонального стану і ступеню збереженості зорових шляхів, визначення локалізації рівня патологічного процесу, оцінки розвитку зорової системи в цілому.

Зоровий викликаний потенціал – частинний випадок електроенцефалограми (ЕЕГ), який є результатом реакції зорових відділів кори головного мозку на зовнішнє подразнення. Щоб зареєструвати ЗВП, використовують різноманітні умови для стимуляції та накладають електроди на голову людини над проекціями зорових відділів, які є основними джерелами зорової активності.

Залежно від частоти стимуляції ЗВП поділяють на два типи (рис. 1.2):

- фазові (transient) – частота стимуляції становить 1-4 Гц;
- усталені (steady-state) – частота зовнішньої стимуляції в межах 5-30 Гц.

Фазовий ЗВП на одиничну стимуляцію (хвильова схема Циганека [8], [9]) є тривалішим, а його хвильова конфігурація відображає первинну та вторинну відповіді, які складаються із семи основних компонент (P1, N1, P2, N2, P3, N3, P4), а також ритмічного розряду післядії. Усталені ЗВП характеризуються тільки основними компонентами та відсутністю ритмічного розряду післядії.

При реєстрації будь-якого з двох типів ЗВП дослідники стикаються із двома проблемами: значною кількістю артефактів пов'язаних із функціональним станом людини та незначною амплітудою ЗВП (1.5-7 мкВ) порівняно із фоновою ЕЕГ (~ 50 мкВ), що унеможлиблює візуальне оцінювання та діагностику без залучення додаткових інструментів аналізу (рис. 1.3).

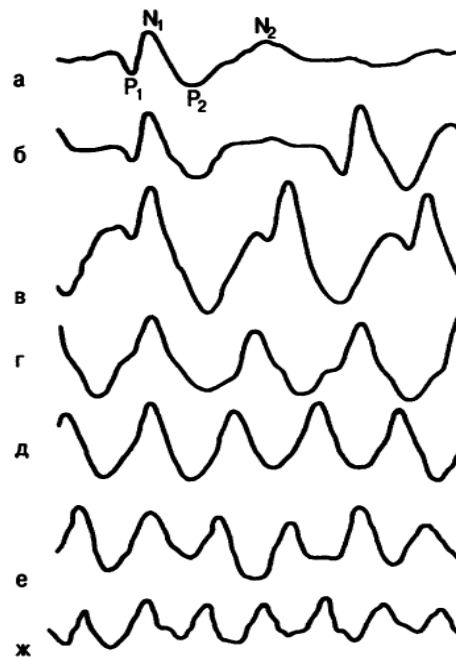


Рисунок 1.2 – Зміна типу ЗВП від частоти стимуляції: а – 2 Гц, б – 4 Гц, в – 6 Гц, д – 8 Гц, е – 12 Гц, ж – 14 Гц, Р та N – компоненти ЗВП [8]

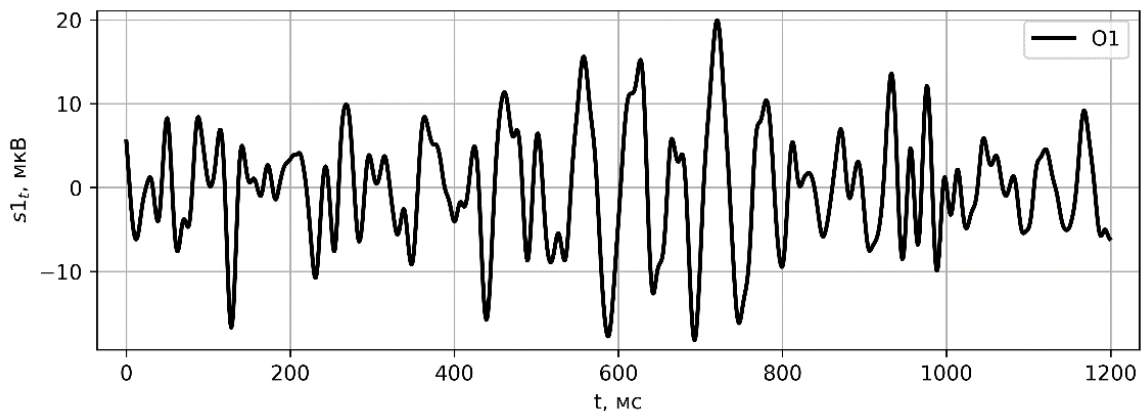


Рисунок 1.3 – Реалізація усталеного ЗВП (частота світлової стимуляції $F_s = 10$ Гц)

Причиною першої проблеми є фізіологічна будова мозку та черепа. Проте, щоб нівелювати вплив на результат, використовують підсилювачі потенціалів. Інтенсивність ВП зменшується при проходженні через немозкову тканину і може бути спотвореною шумом випадкових ритмів, які зазвичай мають високу амплітуду. Також це пов'язано із опором кісток черепа, що зменшують величину потенціалу, який є значно більшим безпосередньо на зоровій корі. Зважаючи на сучасний стан техніки, ця проблема не є істотною, оскільки повністю вирішена з

використанням підсилювачів та відповідних алгоритмів усереднення. Проте на цей факт потрібно зважати при побудові математичної моделі та застосування відповідних алгоритмів.

Другою істотною проблемою при використанні ЗВП в офтальмодіагностиці є достовірність отриманого та виявленого ВП (з використанням математичних методів та алгоритмів) на основі якого і буде проводитись прийняття рішення щодо стану зорового апарату людини.

Вперше відповідь на спалах (ЗВП) під час операції на мозку людини було зареєстровано Хіршем (1961) із зовнішньої поверхні зорової кори [10]. Позитивне коливання тривало 40-50 мс, із затримкою в 50 мс після подачі стимулу. Цьому історичному і важливому факту передувало відкриття ВП та методу його виділення із спонтанної ЕЕГ, основний принцип якого і досі використовується у сучасних системах реєстрації ВП.

Дж. Даусон (1947) опублікував метод реєстрації ВП, що були спричинені стимуляцією периферійного нерву, від поверхні шкіри голови [7], [11]. Його припущення полягало в тому, що ВП з'являються через визначений час після стимулу і мають відносно сталу хвильову конфігурацію, а часовий зв'язок із фоновими ритмами є випадковий. В термінах математичного моделювання метод Даусона полягав у тому, що викликаний потенціал вважався детермінованим, який адитивно взаємодіє із фоною ЕЕГ – центрованим випадковим сигналом. На основі цього припущення було реалізовано виділення ВП із суміші зареєстрованого сигналу. Цей метод отримав назву синхронного або когерентного накопичення. Якщо кожен зареєстрований реалізацію сигналу після подачі одиничного стимулу “накласти одна на одну”, то в результаті отримаємо корисний сигнал ВП. Іншими словами, цей метод є оцінюванням математичного сподівання випадкового процесу для ансамблю реалізацій шляхом усереднення значень для кожного моменту часу.

Для виділення сигналу ВП з використанням методу когерентного накопичення накладають наступні умови [10, 12]:

- сигнал ЗВП повинен бути синхронізований із подачею стимулу;

– сигнал ЗВП є ідентичний і повторюваний для кожного стимулу. Варто зазначити, що у випадку реєстрації електричної активності хворої людини (генерація потенціалів є порушеною), ЗВП не буде повторюватись відповідно до подачі стимулу і в загальному відповідь зорового апарату міститиме шуми;

– сигнал ЗВП є статистично незалежним від фонові EEG та інших шумів.

Вище перелічені вимоги не завжди виконуються і це є причиною збільшення похибки оцінювання корисного сигналу на фоні шумів. Наприклад, альфа-ритм фонові EEG синхронізується із ВП і впливає на ритмічний розряд післядії, при цьому результат виявлення ВП методом когерентного накопичення значно погіршується; зміна функціонального та емоційного стану людини, рухів під час реєстрації, звикання також є першопричинами появи великої кількості артефактів.

На основі вище написаного, можна стверджувати, що процес реєстрації та виділення ЗВП є достатньо залежним від умов вимірювань та стану людини. Для підвищення достовірності виявлення потенціалу збільшують тривалість реєстрації, щоб отримати більшу кількість постстимульних реалізацій (за умови, що це можливо). В математичних термінах це означає збільшення кількості реалізацій. З метою визначення рівня шуму (фонові EEG) виконують усереднення без подачі стимулу, і на основі цього прямопропорційно змінюють загальний час реєстрації. Обов'язковим етапом для представлення результатів згідно рекомендацій Міжнародної федерації клінічних нейрофізіологів [10, 12] є виконання суперпозиції двох виділених в різних часових серіях відгуків для оцінки відтворюваності та значимості виділених компонентів. Якщо ж стан людини не дозволяє збільшити час реєстрації, то застосовують метод когерентного накопичення на лише обраних часових проміжках, які є в меншій мірі зашумлені артефактами.

Підсумовуючи вище написане, можна зазначити, що проблему незначної амплітуди та виявлення ЗВП із фонові EEG розв'язують використовуючи підсилювачів потенціалів та шляхом збільшення тривалості реєстрації у комплексі із існуючими додатковими методами покращення якості виділеного ВП.

Наступним завданням, яке потрібно вирішити в задачах офтальмодіагностики, є правильний вибір типу ЗВП для ідентифікації того чи іншого захворювання: фазового чи усталеного, спричиненого спалахом чи зміною патерна на моніторі.

Найчастіше в офтальмології використовують два джерела стимуляції – зміна патерна на моніторі – просторово-структурні стимули (отримуємо патерн ЗВП, п-ЗВП) та світлові стимули (спалахові ЗВП, сЗВП). При цьому п-ЗВП поділяються також на спалахові (on/off-set, включення чи виключення патерну на моніторі) та реверсивні (шахматний патерн, зміна чорних квадратів на білі та навпаки) [12, 13].

Основними перевагами використання с-ЗВП для діагностики зорового апарату є наступне [9]:

- його застосовують у хворих із низькою гостротою зору, відсутністю фіксації та рефракції зору;
- для немовлят, неконтактних хворих використовують тільки такий тип стимуляції;
- не потрібно фіксації погляду, що дозволяє збільшити час реєстрації.

Основним і найбільш критичним недоліком при використанні с-ЗВП є нестабільність та індивідуальна варіабельність відповідей; накладання специфічних та неспецифічних компонентів; наявність ритмічного розряду післядії. Згідно з дослідженнями авторів [9-12] с-ЗВП є найбільш складним для інтерпретації видом довголатентних ВП, особливо в клінічній практиці.

Критеріями при клінічній діагностиці для оцінки ЗВП є значне зниження амплітуди або відсутність відповіді, зміна латентності всіх семи компонент та форми ЗВП.

Згідно з твердженнями авторів [9], основними перевагами використання реверсивного патерн ЗВП є:

- краща вираженість компонент, що сприяє їх більш якісній ідентифікації для подальшої діагностики;

- висока стабільність відповідей, що є дуже важливим для задач діагностики;
- більший коефіцієнт кореляції із станом зорових функцій і менший відсоток неспецифічної складової у результуючій відповіді;
- відсутність розряду післядії.

При бінокулярному тестуванні використовують п-ЗВП і при реєстрації важливо враховувати вік пацієнта і корелювати величину квадрату патерну. Маленькі квадрати використовують для виявлення дефектів в макулярній області, а великі – для діагностики периферії (зорове яблуко, сітчатка, хрусталик). Зміна розміру патерна дозволяє активізувати різноманітні класи нейронів, при цьому від величини патерна залежить амплітуда і тривалість латентності компонентів ЗВП. В одній серії реєстрації можуть бути використані квадрати різної величини: при успішній реєстрації відповіді квадрат зменшують, або навпаки. У випадку, коли немає відповіді при найбільшому розмірі квадрату шахматного патерна або стан пацієнта не дозволяє виконати реєстрацію, то застосовують с-ЗВП. У цьому і полягає суть основного недоліку при використанні п-ЗВП.

Вище було виконано порівняльний аналіз двох типів ЗВП, а саме с-ЗВП (світлодіод) та п-ЗВП (шахматний патерн), результат якого наведено у таблиці 1.1. Звичайно, стабільність відповіді, чіткість та однозначність при ідентифікації компонент ЗВП, отриманих при зміні патерна на моніторі, є підставою для значно частішого використання саме цього виду сигналу в клінічній діагностиці, оскільки сприяє збільшенню якості отримання біометричних показників та зменшенню величини похибки.

Перевага п-ЗВП над с-ЗВП є очевидною, проте для хворих з низькою гостротою зору чи неможливістю фіксації зору застосовують лише реєстрацію потенціалів на спалах. Така методика дозволяє оцінити зорові функції під час хірургічних операцій та інтраопераційному моніторингу при видаленні пухлин мозку [15, 16], що розташовані поряд або в тісному контакті із зоровим

аналізатором (зоровий нерв, зорові відділи кори мозку), для післяопераційної діагностики.

Таблиця 1.1 – Порівняльний аналіз характеристик ЗВП отриманих з використанням двох типів стимуляції

Характеристика ЗВП	с-ЗВП	п-ЗВП
Стабільність відповіді	-	+
Не варіабельність відповіді	-	+
Чіткість компонент ЗВП	-	+
Незалежність від гостроти зору	+	-
Відсутність розряду післядії	-	+
Діагностика немовлят	+	-
Діагностичні критерії	Латентність та амплітуда P1, N1, P2, N2, P3, N3, P4	Латентність та амплітуда N75, P100, N145

Тема вибору типу джерела стимуляції, відповідно до медичних показників та задач аналізу є достатньо висвітленою та проаналізованою у багатьох джерелах [8-17]. Іншим завданням при реєстрації ЗВП є вибір частоти стимуляції. Саме від неї залежать відгуки зорового аналізатора, форма зареєстрованого викликаного потенціалу, подальша процедура виділення інформативних параметрів та діагностика відповідних захворювань [14].

Фазові ЗВП відображають результат проходження стимулу – електричного сигналу від ока до кори головного мозку на потилиці. Тому цей тип сигналу широко застосовують в офтальмодіагностиці, досліджені функціональностей зорових областей мозку та деяких клінічних протоколах (наприклад, для діагностики розсіяного склерозу). Згідно з твердженнями авторів [9, 11, 16] при проведенні досліджень з маленькими дітьми необхідно звертати увагу на швидкість зміни амплітудних та часових показників ЗВП в перші 6 місяців, тому офтальмологи надають перевагу фазовим ЗВП для таких пацієнтів.

Усталені (steady-state) ЗВП відрізняються від фазових тим, що їхні дискретні частотні характеристики (в частотній області) є постійними як за амплітудою так і

за фазою протягом істотного періоду часу. Іншими словами, усталені ЗВП містять стаціонарні періодичні коливання, характеристики яких є незмінними. Також при діагностиці важливим є те, що усталені ЗВП є менш сприйнятливі до артефактів, спричинених морганням, рухом очей та електроміографічним шумом.

На основі вищеописаних особливостей усталені ЗВП використовують не лише в клінічній діагностиці (аналіз роботи зорової системи), але і в когнітивній: оцінка візуальної уваги, робочої пам'яті, бінокулярного зору, альфа ритму.

Автори статті [17] описують сфери застосування усталеного ЗВП і найбільш відомий когнітивний процес, який був досліджений з їх використанням – візуальна увага: опрацьований сигнал використовували в якості “частотних міток”. Для дослідження свідомого зорового сприйняття використовують парадигму бінокулярного суперництва: розміщено два джерела зорової стимуляції з різними частотами подання стимулу в різних половинах зорової області і лише суб'єкт знає коли перемикає своє сприйняття з однієї області на іншу. Тобто дві цілі миготять на різних частотах, а усталені ЗВП будуть створені на частоті суб'єктивно сприймаючого джерела стимуляції, що дозволить його ідентифікувати.

В галузі клінічної діагностики усталені ЗВП використовують для виявлення шизофренії, дослідження процесу мігрени, депресійних розладів, аутизму, епілепсії, тривожності та стресу. Наприклад, у людей, що страждають на шизофренію значно менша амплітуда усталеного ЗВП, а також при частоті стимуляції 10-30 Гц зорова область є в більшій мірі активована, ніж у здорових суб'єктів [17, 18]. При дослідженні мігрени науковці простежили тенденцію синхронності фази альфа-ритму при частоті стимуляції 17-24 Гц, що не прослідковується на частотах 5 і 10 Гц [17].

Деякий клас психічних захворювань не впливає на функціональність зорової системи людини, проте при стандартній діагностиці відслідковують втрату чи порушення зору. Така патологія гостроти зору може бути спричинена сенсорним (нейрон) або оптичним (офтальмологічним) порушенням. Стабільність характеристик усталеного ЗВП дозволяє використати їх як маркери патологій. Для прикладу, немовлята та діти із синдромом Дауна мають знижену гостроту зору та

контрастну чутливість не спричинену офтальмологічними аномаліями в порівнянні з іншими дітьми. При астенопії для зменшення больових відчуттів використовують кольорові лінзи, тоді характеристики усталеного ЗВП на стимуляцію частотою 12 Гц були ж такими ж, як у людей, які не мають захворювання. Це вперше показало об'єктивну неврологічну кореляцію суб'єктивного корисного ефекту від носіння кольорових лінз при астенопії. На основі цього, науковці звернули свою увагу на достатньо нову сферу застосування ЗВП для оцінки взаємозв'язку між прогресуванням психічних захворювань та тенденцією до втрати зору за допомогою усталених ЗВП [17-18].

Таким чином на основі вище проаналізованого та викладеного матеріалу можна підсумувати, що фазові ЗВП, зокрема п-ЗВП частіше використовують у офтальмодіагностиці, що спричинено стабільністю відповіді, вираженістю основних компонент, відсутністю розряду післядії. Для діагностики зорової системи у немовлят та людей із значною втратою зору застосовують с-ЗВП. Усталені ЗВП, як діагностичний об'єкт із стабільними характеристиками у частотній області, на відміну від фазових, здатні ідентифікувати зорові захворювання пов'язані із психічними розладами, і відповідно їх сфера застосування є значно більшою і застосовують їх у складніших випадках діагностування.

1.2 Аналіз існуючих інформаційних технологій реєстрації та обробки ЗВП

На основі аналізу наявних ІТ для реєстрації та обробки ЕЕГ та ЗВП (в подальшому ЕЕГ-системи), не можливо не врахувати стрімкий розвиток галузі ВСІ (Brain Computer Interface, нейро-комп'ютерний інтерфейс), що сприяє створенню новітніх пристроїв, підвищенню їхньої точності, ергономічності та мобільності. Здебільшого аналіз та прийняття рішень у ВСІ ґрунтується на використанні викликаних потенціалів (зорових, слухових, сенсорних), що є підставою для глибшого вивчення, розвитку та покращення методів аналізу усталених ЗВП як

особливого і високо інформативного електрофізіологічного сигналу. По суті, ВСІ є причиною переломного моменту у ЕЕГ-системах, збільшуючи їх доступність, мобільність та простоту у застосуванні у наукових та клінічних дослідженнях.

Розглянемо загальну структуру типового електроенцефалографа [19], що складається із таких елементів: біологічний об'єкт (БО) – блок електродів (Е) – підсилювачі біопотенціалів (ПБП) – комутатор (К) – аналогово-цифровий перетворювач (АЦП) – ЕОМ (програмний комплекс: РР – блок реєстрації реалізацій, ОДП – блок оцінювання діагностичних параметрів, ДП – блок формування діагностичного простору, ПР – блок прийняття рішення).

Відповідно до схеми на рис. 1.4 проаналізуємо поелементно технічні характеристики наявних ІТ реєстрації електричної активності кори головного мозку.

Щоб уникнути поляризації в місці контакту з біотканиною (шкірою) електроди виготовляють з хімічного чистого срібла, покритого тонким шаром хлориду срібла. До стрімкого розвитку ВСІ, були роздільними і кожен з них накладався окремо згідно з Міжнародною системою 10-20. Для накладання такого типу електродів (вживається термін “волога електродна система”) спеціально використовували гель чи пасту, щоб збільшити провідність.

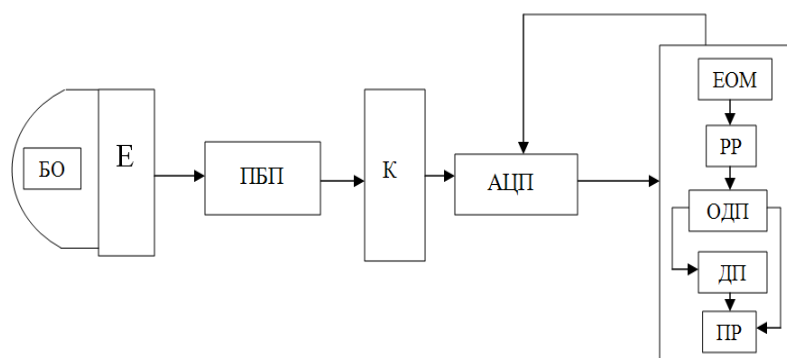


Рисунок 1.4 – Структурна схема вимірювальної системи для реєстрації електричної активності кори головного мозку [19]

Тепер використовують спеціальні шапки (головні набори, headset), що можуть складатись із 16, 32, 64, 128 та 256 вмонтованих електродів або

екранованих електродів, що розташовані у С-подібних наклейках (“суха електродна система”). Розробка мініатюрних бездротових (wireless) ЕЕГ-систем, зокрема, значно покращила портативність ЕЕГ-систем. На основі аналізу робіт Guger, Kathner, Loet, Pinho, Toyama автори статті [20] представили порівняльну характеристику деяких з комерційно доступних “сухих” систем ЕЕГ, що використовують металеві штифти, кремнієві сенсори як датчики. Одночасно розробка “сухої” електродної системи зменшила час нанесення електродів, усунувши необхідність застосування провідника. В цій же статті автори представили результати порівняння “сухої” та “вологої” систем накладання електродів та дійшли висновку, що якість сухої є прийнятною при використанні в контрольованому лабораторному середовищі.

На ринку гарнітур для ЕЕГ-систем існує великий вибір відповідно до технічних та вартісних показників електродних бездротових наборів [21]: Muse (4 канали), Emotiv (5 або 14), Open BCI (8-16), BioSemi (8-256), Neuroelectrics (8-32), ABM Alert (10-24), Brain Products LiveAmp (32), ANT Neuro – eego mylab (32-256). Для забезпечення відповідності щодо потреб дослідників та економічно ефективних рішень Open BCI започаткувала послугу “print-it-yourself”, що дозволяє створити замовлення на основі побудованого 3D макету гарнітури. Значна пропозиція “сухих” електродних гарнітур дозволяє вирішити складнощі із накладанням, скоротити час реєстрації сигналу, підвищити ергономічність та мобільність.

Для підсилення сигналу необхідно використовувати підсилювачі біотенціалів, з метою забезпечення сумісності сигналу і можливістю його опрацювання рекордерами та АЦП перетворювачами. Підсилювачі біопотенціалів мають відповідати дуже специфічним вимогам: забезпечувати вибіркоче посилення фізіологічного сигналу, зменшувати накладений шум і сигнали перешкод, гарантувати захист від пошкоджень через напругу і струм імпульсів для людини та електронного обладнання. Для прикладу, модуль Neuvo від Neuroscan виконує роль підсилювача потенціалів та АЦП одночасно і такі характеристики: вхідний опір 1ГОм, кількість каналів – 128 (залежить від моделі), коефіцієнт ослаблення

синфазного струму – 100 Дб, полоса пропускання до 3.4 КГц, частота дискретизації 100-10000 Гц [22]. Для сухої системи електродів використовують особливий вид АЦП на основі 3D сканування електродів з використанням інфрачервоного світла (NDI Spectra, NDI Vicra) [23]. Сучасні АЦП модулі оцифровують сигнал з частотою дискретизації до 10КГц та до 64 рівнів квантування, відповідно проблема із недостатньою частотою дискретизації, яка була присутньою у попередніх ЕЕГ-системах (100Гц, 200Гц), повністю є вирішеною.

Здебільшого ЕЕГ-системи обладнані спалаховими (світлодіодні лампочки) та паттерновими фотостимуляторами. Для реалізації патерн стимуляції є готові рішення у вигляді окремих програм-модулів, що забезпечують різноманітні протоколи реєстрації. Для реєстрації ЗВП електроди накладаються на позиції O_1 та O_2 , а джерелами стимуляції можуть бути газорозрядна лампа, лазер, вказаний патерн на моніторі.

Для прикладу, Neuroscan реалізує готовий програмний додаток STIM2, що складається із модуля управління експериментом для синхронізації подачі зорової стимуляції та записом сигналу, інтерфейсу для створення і представлення практично будь-якого типу візуальних, слухових або комбінованих завдань і запису поведінкових відповідей.

ЕЕГ-системи виробників OpenBCI, EmotivEroc, NeuroScan замість великогабаритних модулів використовують плати, на яких вбудовані блоки підсилювачів потенціалів, АЦП, пам'ять для локального зберігання даних, Bluetooth. На основі цього, така система може з'єднуватись із програмних додатком, що установлений на будь-якому комп'ютері чи мобільному телефоні (Emotiv Eroc) [24, 25]. Український виробник Tredex (Харків) також має у своїй лінійці продуктів ЕЕГ-систему даного типу - Експерт ТМ-16 Компакт [26].

Розглянемо детальніше доступний функціонал та форму реалізації програмного забезпечення, що є невід'ємною частиною ІТ.

В залежності від завдання та потреб програмні комплекси складаються із модулів, що виконують наступні функції: зберігання даних (база даних), обробка сигналу, аналіз джерел, базова обробка зображення та картографія. Для кросс-

платформного використання даних більшість вищезгаданих виробників EEG-систем виконують експорт наступних форматів файлів для збереження записів: Європейський формат даних (.edf), Універсальний формат даних (.udf), EEG ASCII-формат (.txt), а також широко вживаний текстовий (.csv) [27].

Необхідно зауважити тенденцію до створення програмних комплексів як SAAS (Software as a Service) рішень. Водночас це дозволяє науковцям швидко та якісно опрацьовувати дані, використовувати лише потрібні модулі для конкретних задач. Для прикладу, система iMotions [28] надає програмне рішення як сервіс, при цьому вона повністю інтегрується із сучасними гарнітурами від ABM, Neuroelectrics, та Emotiv. Варто зазначити, що платформа має API, що дозволяє дослідникам використати готові рішення з подальшою модифікацією. Програмний сервіс iMotions опрацьовує EEG сигнал та ЗВП в загальному, але для використання в офтальмодіагностиці він потребує додаткових методів аналізу.

Пакет обробки Curry 8 (NeuroScan) [29] забезпечує більшість програмних інструментів для обробки даних EEG та ЗВП: корекція базової лінії, фільтрація, виявлення та відхилення артефактів, оцінка шуму та селективного усереднення, PCA (Principal Component Analysis, метод головних компонент), SVD (Singular Value Decomposition, сингулярний розклад) або незалежний аналіз компонентів (ICA, Independent Component Analysis) для візуалізації просторово-часових характеристик даних, спектральний аналіз (ДПФ, вейвлет-розклад). Доступний повний набір інструментів редагування та виявлення подій. Вище зазначені методи реалізовані відповідно до властивостей адитивної моделі ЗВП, при якому досліджуваний сигнал розглядають як суму детермінованого сигналу (ЗВП) і випадкового процесу(фонова EEG).

Вітчизняні виробники Tredex, DX-system, Axon, НейроСофт [26, 30] поставляють на ринок EEG-системи давнішого типу, що потребують стаціонарності досліджуваного об'єкту, встановлення на окремо виділений комп'ютер програмного комплексу. Такого типу ІТ складаються із функціональних модулів для зберігання даних, виконання спектрального аналізу, кроскореляції та між каналами електричної активності, представлення гістограм розподілу, картографії

та ін. У таких системах для аналізу ЗВП використовують здебільшого амплітудно-часові характеристики, спектральний аналіз.

На основі проаналізованих відомих виробників ЕЕГ-систем, гарнітур, програмних сервісів та додатків, що неодноразово зустрічались у наукових статтях (детальна статистика використання наведена у статті [21]), а саме: NeuroScan, OpenBCI, Brain Products, Biosemi, NeuroSky, gtec, ANT neuro, Emotiv Epos, iMotions, Tredex (Харків) будемо стверджувати наступне:

– існуючі ЕЕГ-системи переходять на модульний тип, при цьому майбутні користувачі мають можливість скласти систему, як конструктор, обираючи потрібні елементи;

– зростає тенденція до використання “сухої” електродної системи;

– збільшується варіативність гарнітур та переважає здебільшого бездротове з'єднання з комп'ютером або телефоном;

– програмні комплекси, що виконують функції збереження, опрацювання та аналізу даних, розробляються як “хмарні” рішення.

Загалом, усі ЕЕГ-системи мають типову структуру: чи це буде габаритний комплекс старшого типу чи повністю компактний модуль з бездротовим з'єднанням до ЕОМ. При цьому такі системи створенні для розв'язання узагальнених задач електроенцефлографії, ВСІ, виділення ВП на множині постстимульних реалізацій сигналу. Здебільшого для аналізу ЗВП дані системи виконують оцінку амплітудно-частотних характеристик фазових ЗВП, частотний аналіз і з метою виявлення джерел електричної активності здійснюють РСА чи ІСА розклад. Для виконання офтальмодіагностики за усталеними ЗВП необхідно додатково реалізувати відповідні методи аналізу в програмному модулі, що будуть застосовані саме під такий тип сигналу з подальшою можливістю виконання діагностики захворювання на основі отриманих даних.

1.3 Порівняльна характеристика математичних моделей ЗВП та ЕЕГ, відповідних методів аналізу та інформаційних ознак для прийняття діагностичних рішень

Варто зазначити, що найпростішою математичною моделлю, яку використовував Дж. Даусон (1947) для виділення фазових ВП, є адитивна модель, що до сьогодні застосовується для реєстрації будь-якого типу ВП. Дослідник вважав, що ВП з'являється через строго визначений час після подання стимулу і має відносно постійну хвильову конфігурацію, при цьому зв'язок “спонтанних” ритмів із стимулом є випадковим.

В математичних термінах адитивна модель це сума детермінованої функції (корисна складова), що відповідає ЗВП, і другої складової – центрованого слабостационарного випадкового процесу (шум – фонова ЕЕГ, яка адитивно “зашумлює” першу складову). Таку модель використовують для виконання усереднення на множині постстимульних реалізацій сигналу [11, 12, 31, 32].

Діагностичними ознаками, які найчастіше використовують при застосуванні адитивної моделі, є амплітудно-часові характеристики екстремумів (інтервали часу між двома сусідніми екстремумами, перетинами нульової лінії, значення сигналу в екстремальних точках, співвідношення амплітуд чи різниця латентності одного і того ж екстремуму, зареєстрованого для лівого та правого ока), коефіцієнти розкладу в ряд Фур'є, параметри апроксимації затухаючими синусоїдами реалізації оцінки детермінованої складової. Необхідно зауважити, що діагностика на основі семи основних компонент с-ЗВП (P1, N1, P2, N2, P3, N3, P4) чи трьох п-ЗВП (N75, P100, N145) при низьких частотах реєстрації (фазовий тип) використовується у всіх відомих інформаційно-вимірjuвальних системах (ІВС), у яких вбудовано модуль діагностики захворювань зорової системи людини за ЗВП [33].

Відповідні компоненти фазових с-ЗВП та п-ЗВП (адитивна модель використовувалась Даусоном для виявлення ВП отриманих як результат низькочастотної стимуляції) обрані не випадково, оскільки відображають

біофізичний зміст досліджуваного сигналу: збудження та затухання відповідних груп нейронів, проходження електричного подразнення на визначених проміжках зорового шляху. Згідно з рекомендаціями Американського товариства клінічної нейрофізіології [14] щодо стандартів для ЗВП, значення амплітуди P100 має більший кореляційний зв'язок із захворюваннями ретини та ока, ніж значення латентності. Необхідно також зазначити, що відсутність компонентів N75 та N45 чи їх значна затримка не є причинами для виявлення клінічно істотних аномалій при наявності значення екстремуму P100 в межах норми.

Для прикладу, на рис. 1.5 зображено реалізацію сигналу знятого для лівого та правого ока у пацієнта із ранніми ознаками розсіяного склерозу, включаючи неврит зорового нерва. Компонента P100 сигналу зареєстрованого з лівого ока має значно довшу латентність, що відповідно свідчить про затримку і неправильну роботу зорового тракту (значення P100 правого ока знаходиться в межах норми, значення P100 лівого ока є абнормальним).

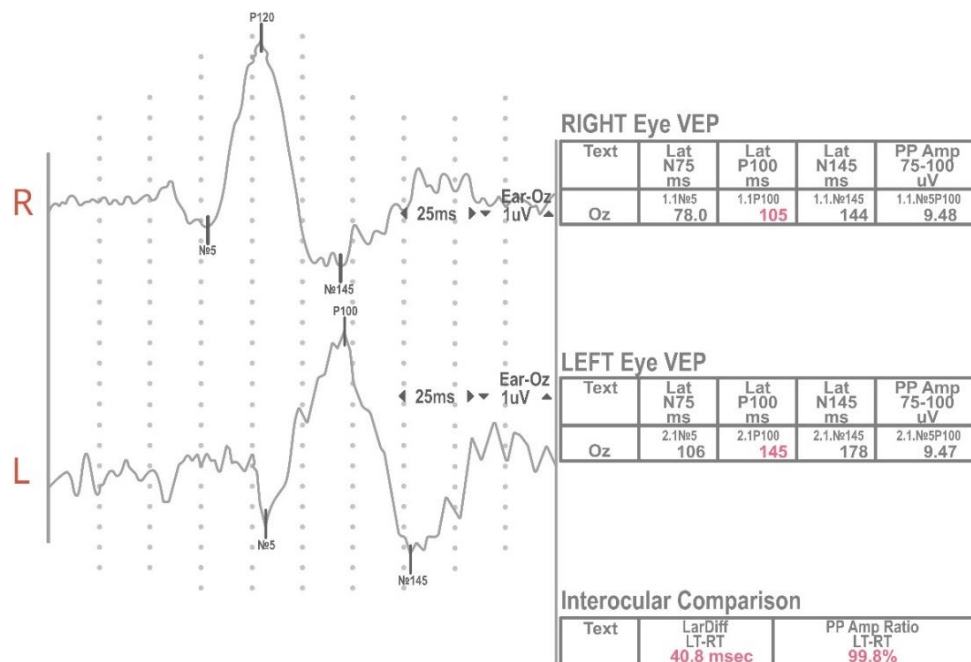


Рисунок 1.5 – Реалізація п-ЗВП дорослої жінки з одностороннім одиничним оптичним невритом [11]

Для прийняття діагностичних рішень на основі застосування адитивної моделі до фазових с-ЗВП та п-ЗВП і відповідних діагностичних ознак використовують такі методики: порівняння згідно з шаблоном – “норми”; обчислення співвідношення амплітуди та латентності екстремуму P100 зареєстрованих на лівому та правому оці відповідно; метод опорних векторів (SVM) у просторі отриманих діагностичних параметрів для класифікації, при цьому не враховують імовірнісні характеристики діагностичних рішень.

Необхідно зауважити, що істотним недоліком при використанні значень екстремумів P100 як діагностичних параметрів є їхня варіабельність спричинена наступними факторами: поганою фіксацією електродів на поверхні голови, не сфокусованістю суб'єкту на патерні, не уважністю, сонливістю. Враховуючи цей факт, достовірність оцінки при виявленні захворювання значно знизиться або призведе до встановлення невірної діагнозу.

Для опису усталених ЗВП також можна використовувати дещо модифіковану адитивну модель, що складається із детермінованої періодичної функції (корисний сигнал) та центрованого слабостаціонарного випадкового процесу (фонова ЕЕГ). Для його виділення із “шумової” складової використовують аналогічний метод суперпозиції на множині постистимпульних реалізацій сигналу. Проте діагностичні параметри, такі як амплітуда та латентність екстремумів, повинні бути змінені відповідно до особливостей цього типу сигналу.

Оскільки у реалізації усталеного ЗВП спостерігають певну циклічність (ритмічність), тому для опису такого сигналу можна також використовувати модель стохастичного періодичного кореляційного випадкового процесу (ПКВП) [33], ймовірнісні характеристики якої є періодичними функціями часу. Така властивість враховує циклічність фотостимуляції, проте ця модель не має біофізичного підґрунтя (не враховує процес генерації окремими нейронами результуючого сигналу).

У роботах [19, 35] автори використали метод граничного переходу для побудови математичної моделі електрофізіологічного сигналу на основі його біофізичної моделі, при цьому зберігши властивість адитивності попередньо

описаної моделі. Для опису корисної компоненти використано детермінований сигнал, а для “фонової” ЕЕГ кусково-стаціонарний лінійний випадковий процес. При цьому друга складова розглядається як інформаційний сигнал, а не шум, що було описано у попередній моделі. Оскільки в літературних джерелах [31, 36] підтверджується, що ЕЕГ є нестаціонарним випадковим процесом, то для застосування методів спектрально-кореляційної теорії стаціонарних випадкових процесів, необхідно визначити інтервали стаціонарності, що залежать від умов проведення експерименту. Необхідно зазначити, що автор [19] досліджує отриману реалізацію сигналу лише на інтервалах стаціонарності ЕЕГ, що дорівнюють часу реєстрації ЗВП (250 мс). Для знаходження діагностичних параметрів було використано розклад сигналу з використанням класичних ортогональних поліномів Чебишева, Лагера, Кравчука.

В результаті для діагностики офтальмологічних захворювань було використано наступні ознаки: параметри ядра лінійного випадкового процесу та найбільш значущі (відповідно до енергії) коефіцієнти ортогонального розкладу відносно ортонормованої системи поліномів Чебишева дискретного аргументу.

Необхідно зауважити, що в цій моделі процес генерування електричної активності є нестаціонарним, а тому у рамках розглянутої моделі необхідно також обґрунтувати та експериментально визначити інтервали стаціонарності отриманого сигналу, величина яких залежить від умов проведення експерименту та фізичного стану людини. Також модель не може бути застосована до опису усталених ЗВП, оскільки не враховує циклічність, що є присутньому у даному типі сигналу. Для прийняття рішення використовується статистичний критерій на основі статистики T^2 Хотелінга.

Застосування параметричних моделей AR та ARMA для опису ЕЕГ та ЗВП наведено у роботах [37]. Методи оцінки параметрів спектру на основі AR та ARMA моделювання значно точніше відображають частотні характеристики сигналу у порівнянні із ДПФ. Основний недолік при застосуванні цих моделей – недостовірні оцінки параметрів моделі спричинена обмеженою довжиною досліджуваного сигналу.

У роботі [36] дослідники використовують GARCH модель (узагальнена авторегресійна умовна гетероскедастичність), що є придатним інструментом для моделювання стохастичних процесів із швидкою зміною спектральних властивостей. Необхідно зауважити, що така модель не враховує циклічність подання стимулів, а тому її недоцільно використовувати для моделювання усталених ЗВП.

Суттєвий відсоток з усіх наявних моделей усталеного ЗВП займають компонентні моделі: лінійна суперпозиція фазових ЗВП [38], модель на основі PCA та ICA аналізів [36, 39]. Їх основна концепція ґрунтується на тому, що відповідні центри мозку людини генерують електричну активність. Розклавши досліджувану реалізацію сигналу на компоненти, отримаємо відповідну кількість джерел, що були задіяні у формуванні відповіді на стимул. Описаний принцип застосовують при картографії, щоб відобразити локалізації джерел відповідних компонентів.

Автори у статті [39] на основі своїх досліджень та результатів роблять висновок, що усталений ЗВП може бути достатньо точно передбачений з використанням лінійної суперпозиції згенерованих відповідним чином фазових ЗВП. Маючи інформацію, стосовно фазових ЗВП, які формують результуючий сигнал оцінюють уже описані вище діагностичні (амплітудно-часові) характеристики та використовують правила прийняття рішення. Загалом ця концепція передбачає розклад усталених ЗВП до фазових і використання відомих і апробованих алгоритмів.

В загальному ЗВП будь-якого типу також можна представити за допомогою компонентної моделі стверджують автори статті [17, 38, 39]. Складовими даної моделі є процеси, що породжуються окремими джерелами електричної активності мозку. Для аналізу і виділення окремих компонент використовують методи ICA (аналіз незалежних компонент) та PCA (аналіз головних компонент). Однією з умов застосування ICA є статистична незалежність компонентів, на відміну від PCA, що вимагає відсутності кореляції між ними. Метод ICA ґрунтується на тому, що відображає природу генераторів компонент викликаних потенціалів. Проте в дійсності стимул послідовно активує різноманітні ієрархічно організовані області

кори. В результаті генератори різних компонент активуються в різні інтервали часу в різних областях кори і неможливо дізнатись, чи імпульс в правій півкулі спричинить активацію у лівій. Компонентна модель дозволяє прослідкувати процес формування результуючого сигналу, виділити різні за джерелом генерації складові та може застосовуватись для опису усталених ЗВП. Одним із недоліків моделі є необхідність визначення кількості інформативних компонент і для використання окремої компоненти у діагностиці необхідно застосовувати відповідні моделі і методи до кожної з них.

У статті [17] автори конкретизують компонентну модель для усталених ЗВП, а саме представляють його лише у вигляді трьох компонент (рис. 1.6):

– високочастотна первинна компонента (25-60 Гц), що характеризується незначною індивідуальною варіабельністю і типовою латентністю (яка з віком збільшується) в часовому діапазоні 30-60 мс;

– вторинна компонента (15-25 Гц) характеризується значною індивідуальною варіабельністю і латентністю 85-120 мс;

– ритмічна компонента (нижче 15 Гц) з латентністю 135-350 мс (у середньому 250мс). Ця компонента з'являється лише через кілька циклів і одразу не зникає після завершення стимуляції.

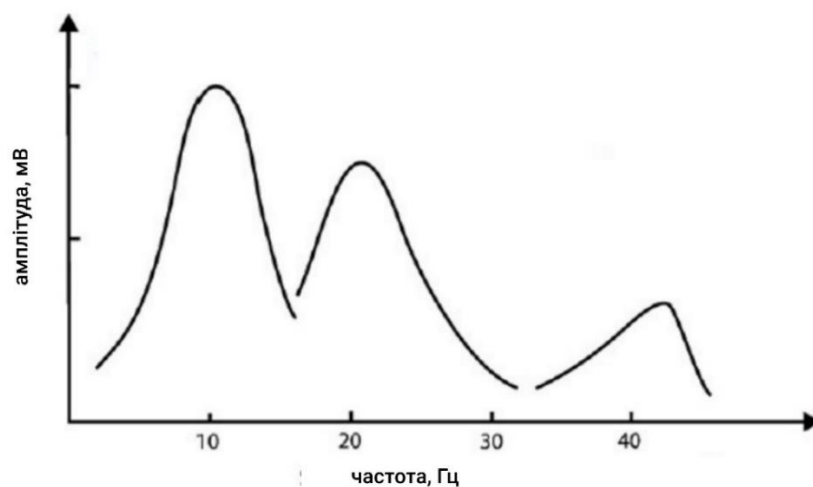


Рисунок 1.6 – Основні складові усталеного ЗВП згідно компонентної моделі [17]

Загалом компонентні моделі дозволяють розкласти досліджуваний сигнал на складові, для кожної з яких оцінюються характеристики, що використовуються як діагностичні. Однією із проблем застосування цієї моделі є знаходження оптимальної кількості компонент, які були б інформативними та максимальною точністю відображали аналізований сигнал.

Одним із основних методів дослідження ЕЕГ та ВП є спектральний аналіз, що відображає сигнал у частотній області, з використанням дискретного косинусного перетворення, перетворення Фур'є чи параметричних AR та ARMA. Необхідно зауважити, що будь-який зареєстрований електрофізіологічний сигнал відображає складний та комплексний процес в мозку, статистичні характеристики якого залежать від двох областей: частотної та часової. В аналізі Фур'є сигнал перетворюється в набір синусоїдальних функції з різними частотами, амплітудами та фазою. Ці функції є безкінечними, а відповідно результати перетворення Фур'є чи дискретного косинусного перетворення не відображають часової динаміки: на яких часових проміжках появляються високочастотні складові, а де саме низькочастотні, як головний мозок реагує на коротке подання імпульсів.

Для представлення електрофізіологічного сигналу та його дослідження в частотно-часовій області автори [31, 40] використовували вейвлет-перетворення, що не вимагає від досліджуваного сигналу досягнення умови стаціонарності. В роботах [40, 41] описано застосування набору вейвлетів Морле, які мають гаусівську форму у частотній та часовій області. Результати розкладу – відповідні коефіцієнти підносяться до квадрату та відображають залежність від часу потужності сигналу на відповідній частоті. Основним питанням при застосуванні вейвлет-перетворення є обрання дискретних функцій для базису розкладу.

Інший підхід пов'язаний із вейвлет-перетворенням автори описали у статті [39], у якій до досліджуваного сигналу застосовують багаторівневий аналіз. Для цього використовують вейвлет-розклад за функціями Морле, Марра (Мексиканський капелюх). При цьому нижчий рівень відображає високочастотні коефіцієнти сигналу, а вищі рівні – низькі частоти відповідно. До кожного рівня здійснюється оцінка інформаційної вартісної функції на основі уявлення про

ентропію Шеннона. Отримані характеристики можуть використовуватись і для офтальмодіагностики, проте необхідно дослідити оптимальну кількість рівнів для розкладу.

Результати досліджень свідчать, що вибір материнської вейвлет-функції значно впливає на результат аналізу, а використання стандартних вейвлет-родин (Хаара, Добеші, Майєра та інших) призводить до задовільної діагностики. Щоб ідентифікувати форми сигналу характерні для епілептичних захворювань, автор дисертаційної роботи [42] побудував материнську вейвлет-функцію на основі головного власного вектору матриці усереднених кореляцій для досліджуваного сигналу. Як висновок, основною проблемою при використанні вейвлет-перетворення є знаходження оптимальної вейвлет-функції із значного числа існуючих, характеристики якої максимально наближаються до статистичних та спектральних характеристик аналізованого сигналу.

Для аналізу та класифікації глаукоми на основі ЗВП у [43] використовують модель штучної багатошарової нейронної мережі. Вхідними даними для навчання були значення амплітуди екстремумів “корисної складової”, вихідними даними є присутність чи відсутність глаукоми в досліджуваного суб’єкта. Нейронна мережа тренувалась методом зворотного поширення помилки використовуючи промарковані 323 зареєстрованих сигнали у хворих людей та 388 у здорових. Достовірність класифікації обчислювалась на основі аналізу ROC-кривої.

Незважаючи на усі переваги класифікації з використанням нейронної мережі, вона не враховує стохастичний характер генерації ЗВП сигналу та механізм формування електричної активності мозку людини окремими нейронами; процес навчання може бути досить тривалим для досягнення оптимальних вагових коефіцієнтів; для процесу навчання та подальшої класифікації необхідна значна кількість промаркованих вхідних даних, розподіл яких не є відомим.

Підсумовуючи вище написане, представимо у таблиці 1.2 результати порівняльної характеристики існуючих ІТ, відповідних математичних моделей ЕЕГ та ЗВП та правил прийняття рішень, що застосовуються при діагностиці.

Таблиця 1.2 – Порівняльний аналіз ІТ: застосовуваних математичних моделей, відповідних інформативних параметрів та правил прийняття рішень

Харак-ки \ ІТ	Open BCI	Emotiv (open API)	NeuroScan	Tredex, Dx-system, Axon	iMotion (SAAS)
Наявність модуля реєстрації	+	+	+	+	-
Технологія передачі даних	Wi-Fi, Bluetooth, кабель			кабель	зчитування файлів
Математична модель	детермінована функція (корисний сигнал, ЗВП) + випадковий процес (ЕЕГ), детермінована періодична функція (корисний сигнал, усталений ЗВП) + стаціонарний випадковий процес (ЕЕГ)				
Діагностичні параметри	амплітудно-часові характеристики, коефіцієнти розкладу в ряд Фур'є, коефіцієнт кореляції між каналами реєстрації				
	амплітуди та частоти компонент ІСА, РСА	множина коефіцієнтів вейвлет-перетворення	множина коефіцієнтів вейвлет-перетворення, коефіцієнти сингулярного розкладу	множина коефіцієнтів вейвлет-перетворення	амплітуди та частоти компонент ІСА, РСА
Критерії та правила прийняття рішень	порівняння діагностичних ознак відповідно до нормативів, візуальний аналіз				

Результати представлені у таблиці 1.2 свідчать про значний технічний прогрес при реалізації сучасних інформаційних технологій аналізу електричної активності, проте здебільшого ці ІТ орієнтовані на вирішення задачі нейрокомп'ютерного інтерфейсу та аналізу ЕЕГ. Проте для детального аналізу ЗВП не мають спеціально розроблених функціональних модулів і використовують найпростіші амплітудно-часові характеристики екстремумів, коефіцієнти розкладу в ряд Фур'є або вейвлет-перетворення як діагностичні ознаки.

1.4 Постановка задачі

Проведений порівняльний аналіз наявних ІТ, математичних моделей ЕЕГ та ЗВП засвідчив, що кожній з них властиві як деякі позитивні сторони, так і певні недоліки. Відповідно, перш за все існує об'єктивна необхідність побудови нової

конструктивної моделі усталених ЗВП як основи ІТ, яка би задовольняла наступним вимогам: враховувала циклічні властивості усталених ЗВП, зумовлених ритмічністю фотостимуляції, та стохастичність ЗВП; відображала механізм формування сигналу окремими нейронами та дослідження впливу різних параметрів на ймовірнісні характеристики моделі; володіла можливістю визначати інформативно-діагностичні параметри, які б відображали біофізичну суть досліджуваного процесу; використовувалась в задачах офтальмологічної діагностики та комп'ютерного імітаційного моделювання.

Враховуючи те, що в загальному ІТ обробки сигналу електричної активності мозку не мають у своєму комплексі конкретно створених модулів для аналізу саме ЗВП і враховуючи актуальність та доцільність застосування такого типу сигналу в офтальмодіагностиці представимо основні завдання, які потрібно вирішити у дисертаційній роботі:

- проаналізувати сучасне математичне та алгоритмічне забезпечення інформаційних технологій автоматичного аналізу електричної активності та ВП, відповідні протоколи діагностики в офтальмології, дослідити область їх застосування та визначити труднощі та обмеження при розв'язанні задач офтальмодіагностики за двоканальним усталеним ЗВП;

- обґрунтувати математичну модель усталених ЗВП, яка би відображала біофізичний механізм їх породження, враховувала взаємозв'язок ЗВП, що реєструються одночасно від різних півкуль кори головного мозку, дозволяла здійснювати ймовірнісний та статистичний аналіз досліджуваних сигналів з врахуванням їх стохастичної періодичності;

- на основі моделі обґрунтувати вибір інформативних ознак придатних для використання в ІТ в офтальмодіагностиці;

- запропонувати метод прийняття рішень з використанням інформативних ознак, оцінити його точність;

- розробити алгоритми та реалізувати інформаційну технологію аналізу усталеного ЗВП на основі запропонованих моделі, методів, програмних

інструментів у вигляді хмарного програмного забезпечення, яке здатне оцінювати ймовірнісні характеристики, виділення інформативних параметрів, побудову діагностичної множини та прийняття діагностичного рішення.

1.5 Висновки

За результатами огляду літературних джерел сформульовано такі висновки:

1. Висвітлено основні тенденції та особливості застосування усталеного ЗВП для вирішення певного класу задач в офтальмодіагностиці, що дозволило окреслити область застосування ЗВП.

2. Розглянуто сучасні інформаційні технології аналізу електричної активності мозку з точки зору їх можливостей застосування для обробки усталених ЗВП, що дозволило отримати перелік методів та відповідних параметрів, які відображають досліджуваний сигнал.

3. Проведено порівняльний аналіз відомих математичних моделей ЗВП та ЕЕГ з точки зору їх використання для задач офтальмодіагностики, що дозволяє обґрунтувати необхідність створення нової математичної моделі з врахуванням властивостей усталеного ЗВП.

4. Враховуючи специфіку поставлених задач та особливості досліджуваного сигналу сформульовано вимоги до математичної моделі та інформаційної технології аналізу усталеного ЗВП.

РОЗДІЛ 2

МАТЕМАТИЧНА МОДЕЛЬ УСТАЛЕНИХ ЗОРОВИХ ВИКЛИКАНИХ ПОТЕНЦІАЛІВ ЯК ОСНОВА ІНФОРМАЦІЙНОЇ ТЕХНОЛОГІЇ

Моделювання предметної галузі, на підґрунті якої виконують та застосують ІТ, є одним із першочергових завдань при її розробці. Тому метою цього розділу є створення та обґрунтування адекватної математичної моделі усталених ЗВП та побудова на її основі методів статистичного аналізу та алгоритмів виділення інформативних ознак для задач офтальмодіагностики. Аналіз існуючих математичних моделей (див. розділ 1) усталених ЗВП дозволив сформулювати вимоги до нової математичної моделі, а саме модель повинна: відображати біофізичний процес генерування електричної активності мозку та механізм формування сигналу окремими нейронами, враховувати стохастичний характер ВП та циклічні властивості усталеного ЗВП, а також мати можливість визначення інформативно-діагностичних параметрів для їх використання в офтальмодіагностиці.

Опис біофізичного процесу формування сигналу описано у пункті 2.1.1 з використанням літературних джерел [44-47]. На основі експериментальних досліджень, викладених у роботах [47, 48], побудовано математичну модель у вигляді двовимірного лінійного періодичного випадкового процесу. Застосовуючи теоретичні відомості, подані у [49, 50, 56-59], описано властивості лінійних випадкових та періодичних процесів.

Основні результати другого розділу опубліковані в [68, 70, 71].

2.1 Математична модель ЗВП як основа інформаційної технології

Важливим завданням при побудові адекватної математичної моделі досліджуваного явища є правильне розуміння біофізичної природи генерації ЕЕГ та усталеного ЗВП, як частинного випадку ЕЕГ. На теперішньому етапі розвитку науки вчені висувають декілька теорій генезису електричної активності мозку. Найбільш ранньою і простою для розуміння є імпульсна теорія представлена

Adrian, Matthews [44], згідно з якою ЕЕГ розглядають як суму імпульсних розрядів лише активних клітин кори головного мозку. Згодом, при дослідженні активності мозку в стані сну, коли кількість активних клітин є дуже малою, вчені виявили високо амплітудні коливання. Загальновідомим фактом, що заперечує цю теорію розуміння ЕЕГ тільки як результат діяльності простимульованих нейронів, є наявність електричної активності мозку у стані коми чи повної біофізичної ізоляції.

Науковці Hodgkin і Huxley [45] використавши нову методику, яку вони назвали “фіксація напруги” (voltage clamp), здійснили ряд новаторських відкриттів щодо руху іонів через мембрану нервової клітини під час генерування потенціалу дії. Отримані результати дослідження, за які дослідники отримали Нобелівську премію, спростували попередню теорію та започаткували нову, згідно з якою основною причиною активності є градуальна зміна рівня поляризації клітинної мембрани і внаслідок цього виникнення потенціалу дії та післясинаптичних потенціалів (Bishop, Eccles, Bremer, Соколов, Новикова, Богданов та ін.) [46].

Згідно з ще однією теорією генезису активності мозку, корковий нейрон розглядають як джерело позаклітинного електричного поля дипольної будови (Elul, 1967; Berge, 1979) [31]. Гутман (1980) разом із співавторами започаткували термін “квант ЕЕГ”, що представляє елементарний потенціал, який виникає у результаті сумації післясинаптичних потенціалів. Детальніше такий процес генерування електричної активності описаний нижче та взятий за основу при побудові математичної моделі усталеного ЗВП.

2.1.1 Механізм біофізичного генерування електричної активності мозку

Основними елементами центральної нервової системи є нейрони. Кожен з них складається із дендритів (рецептивна область), соми та аксону і покритий спеціальною оболонкою, що називається мембрана. Розглянемо та проаналізуємо більш детально механізм формування електричної активності та процес її передачі по нервовій системі. У загальному випадку він складається із двох етапів: генерування потенціалу дії (ПД) на рівні соми нейрона та формування післясинаптичних потенціалів відповідно в області дендритів та аксону (рис. 2.1).

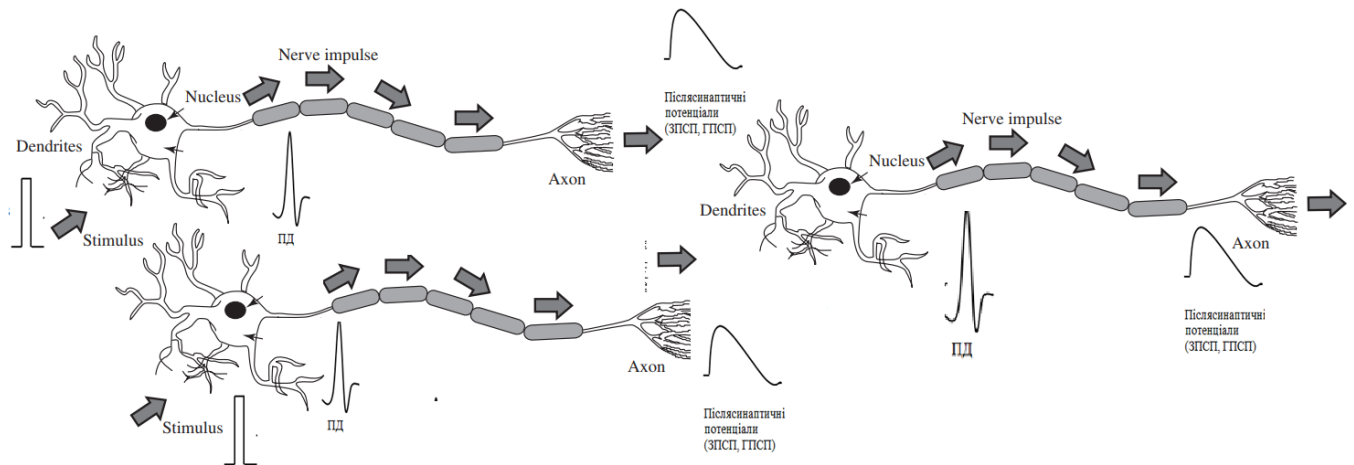


Рисунок 2.1 – Графічне представлення механізму генерації та передачі електричних імпульсів нейронами [31]

У стані спокою внутрішня частина нейрона має негативний заряд відносно до зовнішньоклітинного середовища, що становить приблизно -70мВ . Це явище детально описано у рамках мембранної теорії, згідно з якою нервову клітину розглядають як окреме біологічне середовище, в протоплазмі якої містяться іони K^+ , Cl^- , Ca^{++} , а ззовні – Na^+ . Отримавши імпульс від сусідніх нейронів, мембрана деполяризується і, набувши деякої граничної концентрації іонів Na^+ всередині клітини, виникає короткий за тривалістю спайк, що називається ПД [31, 47]. Після досягнення піку імпульсу мембранний потенціал реполяризується (стає негативним) і повертається до попереднього значення. В більшості нейронів тривалість такого процесу становить приблизно 5-10 мс.

ПД є основним рушійним механізмом, за допомогою якого аксони нервових клітин передають інформацію на значну відстань. За рахунок енергії нейрона ПД розповсюджується по нервовому волокну по всій області нейрона в одному напрямі без суттєвої зміни величини імпульсу (не зростаючи) до синапсів, при цьому спричиняючи деполяризацію сусідніх ділянок.

Синапсами називаються місце контакту між двома нейронами. Це може бути об'єднання аксона та дендритів, або дендритів і клітини, або лише дендритів. У залежності від типу контакту в дендритах виникає збуджуючий

післясинаптичний потенціал (ЗПСП), що спричиняє деполяризацію наступного нейрона згідно з напрямом передачі або гальмівний післясинаптичний потенціал (ГПСП), що, навпаки, спричиняє реполяризацію у нервовій клітині відповідно [31]. Наприклад, якщо два ПД передаються по одному і тому ж нервовому волокну, що закінчується збуджуючим синапсом, на незначній відстані між собою, то їхні потенціали додаються і виникає значний за енергією ЗПСП, який спричиняє деполяризацію наступного нейрону. ЗПСП і ГПСП мають значно більшу тривалість та меншу амплітуду, ніж ПД і викликають неперервне коливання внутрішньоклітинного потенціалу. При досягненні останнім деякої граничної величини нейрон буде знову генерувати ПД, який буде поширюватись до синапсів, відповідно до їхнього типу послідовно виникнуть ЗПСП чи ГПСП, на основі яких виникне новий ПД в наступному нейроні або ж відбудеться затухання імпульсу в існуючому.

2.1.2 Обґрунтування вибору математичної моделі

Проаналізуємо описаний вище механізм формування електричної активності з математичної точки зору.

Нехай у момент часу $\tau_n, n \in \mathbf{Z}$ у кожного n -ого активованого зовнішнім стимулом нейрона відбувається деполяризація мембранного потенціалу, що спричиняє виникнення ПД згідно закону “все-або-нічого”. Якщо підпорогові зміни мембранного потенціалу не досягнуть граничного значення сумарно, нейрон взагалі не відповість на стимул. У випадку, досягнення порогового значення згідно рис.2.2, що становить -55 мВ, нейрон відповість з максимально можливою для нього силою в цей момент $\tau_n, n \in \mathbf{Z}$ і в результаті виникне ПД. Зрозуміло, що тривалість від подачі стимулу до переходу мембранного потенціалу в стан спокою відбувається на скінченному інтервалі часу.

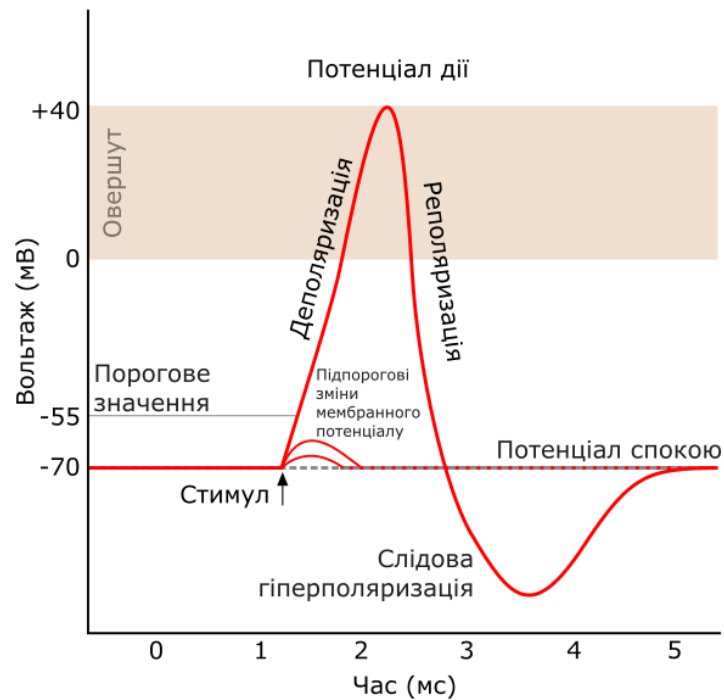


Рисунок 2.2 – Схематичний потенціал дії [48]

При спонтанній (фоновій) чи викликаній активності (після подання стимулу) нейрони генерують та послідовно передають не лише ПД, але на рівні синапсів - ЗПСП, ГПСП, які будемо називати у цій роботі імпульсами. Для ясності обґрунтування математичної моделі зауважимо, що ці імпульси продукують нейрони і вони відрізняються від тих імпульсів (імпульси стимуляції), що подаються системою (світлодіодною лампою, зміною патерна на моніторі) для стимуляції.

У праці [10, 12] автор зазначає, що значно більший внесок у результуючий ЗВП зареєстрований на поверхні скальпу людини, дають післясинаптичні потенціали. Зокрема, одразу після проходження стимулу виникають короткотривалі ПД більшої амплітуди, далі – ЗПСП, ГПСП меншої амплітуди і тривалості і т.д. Для узагальнення введемо випадкову функцію, що характеризує одиничний імпульс, як зміну електричного потенціалу окремого нейрона і позначимо $V_n(\tau_n, t)$, де τ_n – випадковий момент часу активації n -нейрона та початок генерування імпульсу, t – момент спостереження.

На основі схематичного зображення механізму генерування ПД (рис. 2.2) та врахувавши спільну властивість ПД, ЗПСП чи ГПСП - затухаючу форму імпульсу коливного характеру, зобразимо на рис.2.3 функцію $V_n(\tau_n, t)$ як узагальнену форму одиничного імпульсу.

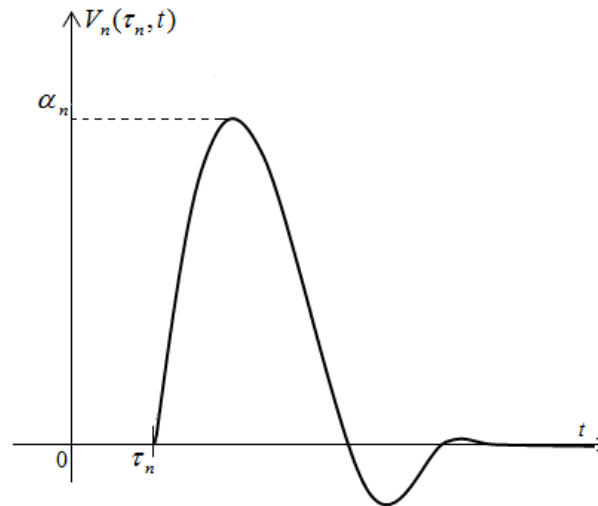


Рисунок 2.3 – Графічне зображення одиничного імпульсу [31]

Для конкретизації функції $V_n(\tau_n, t)$ використаємо роботи [48] і представимо у наступному математичному вигляді:

$$V_n(\tau_n, t) = \alpha_n \varphi(\tau_n, t), \quad (2.1)$$

де $\alpha_n, n \in \mathbf{Z}$ – послідовність випадкових величин з функцією розподілу $F_\alpha(x; \tau)$, $x \in \mathbf{R}$ і скінченною дисперсією, що описує ваговий коефіцієнт (амплітуду) одиничного імпульсу і відображає розмір внеску в результуючий сигнал (ЗВП); $\varphi(\tau, t)$ – не випадкова функція, що представлена згідно з моделлю Ходжкіна-Хакслі [31]:

$$\varphi(\tau, t) = e^{-\beta(\tau)(t-\tau)} \sin(\omega(\tau)(t-\tau)U(t-\tau)), \quad (2.2)$$

$$U(s) = \begin{cases} 1, & s \geq 0 \\ 0, & s < 0 \end{cases} \text{ – функція Хевісайда;}$$

$\beta(\tau) > 0$ – не випадкова функція, що характеризує коефіцієнт затухання імпульсу;

$\omega(\tau) > 0$ – не випадкова функція, що характеризує частоту імпульсу.

Зауважмо, що в момент часу τ_n мозок може бути під дією зовнішньої стимуляції із різною частотою подання або у стані спокою і відповідно генерувати різну за формою електричну активність. При цьому характеристики імпульсів $F_\alpha(x; \tau)$, $\beta(\tau)$, $\omega(\tau)$ залежать від τ , оскільки для кожного n -ого імпульсу $V_n(\tau_n, t)$ функція розподілу його амплітуди, коефіцієнт затухання та частота залежить від моменту часу τ_n появи цього імпульсу.

При подачі стимулу сенсорний (аферентний) нейрон продукує ПД, який, поширюючись на сусідні нейрони, викликає ЗВП, ГПСП (рис 2.1). Оскільки джерелом ЗВП є зорові відділи мозку, що складаються із великої кількості нейронів, які отримують подразнення від багатьох собі подібних, тому зареєстрований ЗВП доцільно представити як суму великого числа випадкових одиничних імпульсів, які виникають у випадкові моменти часу.

Перейдемо до основного питання, пов'язаного з обґрунтуванням математичної моделі процесу генерування досліджуваного ЗВП процесу, який позначимо як $\xi(t)$. Оскільки зареєстрований сигнал є сумарною реакцією на зміну потенціалів усіх активних нейронів (середня кількість нейронів в 1мм^3 становить згідно [31, 48] приблизно 10^5) протягом часу спостереження t , то результуючий ЗВП представимо у формі випадкового процесу:

$$\xi(t) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} V_n(\tau_n, t), t \in [-\infty; \infty]. \quad (2.3)$$

На основі виразів (2.2) та (2.3) та вище перелічених умов, запишемо випадковий процес (2.1) у наступному вигляді:

$$\xi(t) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} \alpha_n e^{-\beta(\tau_n)(t-\tau_n)} \sin(\omega(\tau_n)(t-\tau_n)U(t-\tau_n)). \quad (2.4)$$

Для підтвердження вірності наших тверджень та допущень у ході побудови математичної моделі із врахуванням біофізичних властивостей формування електрофізіологічного сигналу наведемо кілька результатів експериментальних досліджень.

Зокрема, в статті [48] наведено дані про те, що коефіцієнт кореляції між потенціалами різних нейронів дорівнює 0,006-0,01, відповідно і статистична взаємодія між нейронами є дуже незначною. Тому будемо вважати, що імпульси є статистично незалежними (будемо нехтувати їхньою дуже слабкою залежністю, оскільки незначний показник кореляції не є основною підставою для визнання статистичної незалежності), тобто $\alpha_n, n \in \mathbf{Z}$ – послідовність незалежних випадкових величин.

Графік розподілу міжімпульсних інтервалів зображено на рис 2.4 та отримано внаслідок реєстрації електричної активності одного нейрона у гіпоталамусі людини [48].

Оскільки одразу після генерування імпульсу нейрон не здатний продукувати наступний імпульс (абсолютний несприятливий період), тому на графіку першим декільком мілісекундам відповідає значення нуль. Після цього нейрон переходить у стадію відносного несприятливого періоду, протягом якого дуже мало ймовірно, проте можливо, генерувати наступний імпульс. Внаслідок того, що загальна тривалість несприятливого періоду поступового загасає, то розподіл величини інтервалів часу між виникненням імпульсів наближається до максимального значення – на рис. 2.4 приблизно 50 мс та відповідне значення кількості інтервалів становить 300.

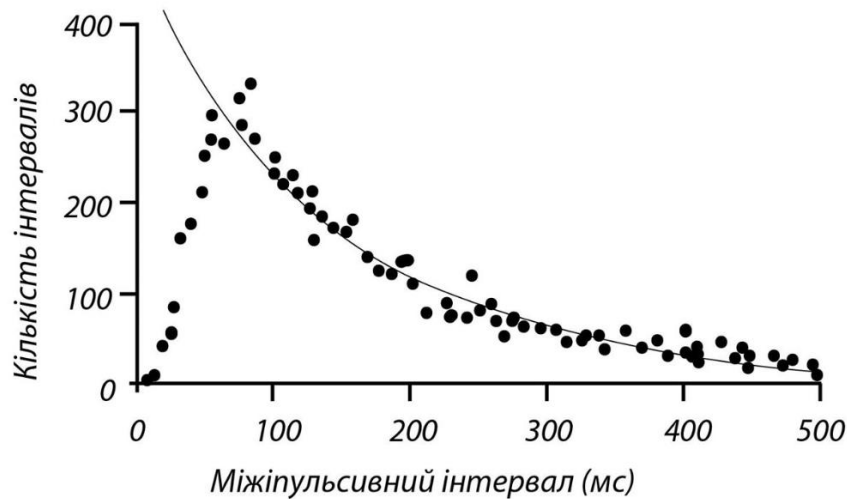


Рисунок 2.4 – Графік розподілу величини інтервалів часу між виникненням імпульсів (Interspike interval histogram) [48]

З математичної точки зору величини інтервалів часу між виникненням імпульсів в одному нейроні, згідно з рис. 2.4. (апроксимаційна крива), є експоненційно розподілені із параметром λ , що характеризує інтенсивність появи імпульсів [47, 48].

У залежності від моменту спостереження $\tau \in (-\infty, \infty)$: стан спокою, період інтенсивного генерування спричиненого зовнішньою стимуляцією, кількість утворених імпульсів буде не постійною величиною, а інтенсивність їх появи визначатиметься детермінованою функцією $\lambda(\tau)$, $\tau \in (-\infty, \infty)$.

Отож розглянемо детально процес, що характеризує моменти виникнення імпульсів у мозку людини:

– імпульси послідовно генеруються нейронами у випадкові моменти часу $\{\dots, \tau_{-2}, \tau_{-1}, \tau_0, \tau_1, \tau_2, \dots, \tau_n, \dots\} = \{\tau_n, n \in \mathbf{Z}\}$, складаючи результуючий ЗВП, незалежно один від одного;

– величини інтервалів часу між виникненням імпульсів позначимо як $\{\Delta\tau_0 = \tau_0, \dots, \Delta\tau_n = \tau_n - \tau_{n-1}, \dots\}$, які є незалежними випадковими величинами. Оскільки вище описано, що імпульси є статистично незалежними, тобто ймовірність того, скільки імпульсів було згенеровано протягом певного інтервалу

часу не залежить від того, скільки імпульсів виникало за межами цього інтервалу (умова відсутності післядії).

– вважаємо, що в один достатнього короткотривалий момент часу нейрон продукує лише один імпульс, тобто ймовірність появи двох і більше імпульсів за малий проміжок часу $(\tau, \tau + \Delta\tau)$ дорівнює $o(\Delta\tau)$. За достатньо малий проміжок часу $(\tau, \tau + \Delta\tau)$ ймовірність появи одного імпульсу – $\lambda(\tau)\Delta\tau = o(\Delta\tau)$, де $\lambda(\tau)$ – детермінована функція, що характеризує інтенсивність генерування імпульсів і залежить від моменту спостереження.

– $\alpha_n, n \in \mathbf{Z}$ – послідовність незалежних від послідовності $\{\dots, \tau_{-2}, \tau_{-1}, \tau_0, \tau_1, \tau_2, \dots, \tau_n, \dots\} = \{\tau_n, n \in \mathbf{Z}\}$ випадкових величин розподілених із функцією розподілу $F_\alpha(x; \tau)$, $x \in \mathbf{R}$ і скінченною дисперсією.

Найпростіший стаціонарний потік (без наслідків, ординарний, інтенсивність потоку є сталою величиною) є зручним при використанні в прикладних задачах, у математичному моделюванні. Проте, зважаючи на вищеповані властивості досліджуваного процесу появи імпульсів в роботі та при побудові математичної моделі, його використання буде недоцільним.

На основі вищенаписаних тверджень щодо процесу виникнення імпульсів можна зробити висновок: послідовність моментів часу $\tau_n, n \in \mathbf{Z}$ є неоднорідним пуассонівським потоком $\pi(\tau)$ із параметром $\lambda(\tau)$. Такого ж висновку притримуються автори у роботі [48], при цьому називають процес $\pi(\tau)$ пуассонівським імпульсним потоком (Poisson spike train).

Введемо $\pi_1(\tau), \tau \in (-\infty, \infty), \mathbf{P}\{\pi_1(0) = 0\} = 1$ – узагальнений неоднорідний пуассонівський процес, що відповідає нестационарному пуассонівському потокові із параметром $\lambda(\tau)$ таким чином, щоб його стрибки виникали у моменти часу $\tau_n, n \in \mathbf{Z}$ генерування імпульсу і дорівнювали випадковим величинам $\alpha_n, n \in \mathbf{Z}$.

Тоді, використавши $\pi_1(\tau)$, випадковий процес $\xi(t)$ можна представити в зручній для розв'язку теоретичних і практичних задач формі, а саме у вигляді стохастичного інтегралу:

$$\xi(t) = \int_{-\infty}^{\infty} e^{-\beta(\tau)(t-\tau)} \sin(\omega(\tau)(t-\tau)) U(t-\tau) d\pi_1(\tau) = \int_{-\infty}^{\infty} \varphi(\tau, t) d\pi_1(\tau). \quad (2.5)$$

Згідно з означеннями поданими у роботах [49, 50], випадковий процес (2.5) є лінійним випадковим процесом (ЛВП) із ядром $\varphi(\tau, t)$, що характеризує форму зміни електричного потенціалу одного нейрона (імпульс), і породжуючим процесом $\pi_1(\tau)$.

Оскільки електрична активність мозку генерується реальною фізичною системою, то процес $\xi(t)$ має скінченні енергетичні характеристики. Тому процес

$$\xi(t) \text{ вважатимемо гільбертовим, тобто для ядра (2.5) енергія } \int_{-\infty}^{\infty} \varphi^2(\tau, t) d\tau < \infty, \forall t$$

при кожному фіксованому t та дисперсія приростів породжуючого процесу $\mathbf{D}(d\pi_1(\tau)) < \infty, \forall t$ є скінченними. Детальний розгляд класу лінійних випадкових процесів буде здійснено у наступних пунктах.

Застосування ЛВП є достатньо поширеним у математичному моделюванні реальних явищ та процесів, адже властивості такої моделі дозволяють знаходити моментні та кумулянтні функції будь-яких порядків, здійснювати ймовірнісний аналіз досліджуваного сигналу методом характеристичних функцій і зауважимо, що ця модель враховує фізичні механізми породження чи генерування досліджуваного процесу.

Отже, проаналізувавши біофізичний механізм генерації електричної активності мозку нейронами та врахувавши зазначені у першому розділі вимоги при порівнянні існуючих математичних моделей досліджуваного сигналу, побудовано математичну модель у вигляді лінійного випадкового процесу.

2.1.3 Лінійні випадкові процеси неперервного аргументу

ЛВП використовуються у багатьох прикладних областях: медичній діагностиці (ЕКГ, ЕЕГ, електроретинограми, фотоплетизмограми [50, 51]),

гідроакустиці, технічній діагностиці (віброшуми, сигнали акустичної емісії), моніторингу (газоспоживання, водоспоживання, викликів швидкої медичної допомоги [51-55]). При цьому досліджуваний сигнал зображують у вигляді суми великого числа незалежних імпульсів, які виникають у пуассонівські моменти часу. Щоб висвітлити особливості та переваги розглянемо детальніше теорію ЛВП.

Згідно з [56], лінійним у вузькому розумінні називається випадковий процес $\xi(t), t \in T$ виду

$$\xi(t) = \int_{-\infty}^{\infty} \varphi(\tau, t) d\eta(\tau), \quad (2.6)$$

де $\varphi(\tau, t)$ – не випадкова функція, котра набуває при кожному $t \in T$ рівномірно за τ скінченних значень; а $\eta(\tau), \mathbf{P}\{\eta(0) = 0\} = 1, \tau \in (-\infty, \infty)$ – дійсний стохастично неперервний випадковий процес із незалежними приростами. Детерміновану функцію $\varphi(\tau, t)$ називають ядром інтегрального зображення (2.5), а процес $\eta(\tau)$ – породжуючим. У рамках дослідження лінійних систем, ядро $\varphi(\tau, t)$ зображення (2.6) інтерпретують як імпульсну перехідну функцію деякої лінійної системи, а процес (2.6) представлятиме відгук системи на дію білого шуму $\eta'(\tau)$ – узагальненої похідної від процесу із незалежними приростами [56].

Якщо $\eta(\tau)$ породжуючий процес є випадковим процесом із некорельованими приростами, то ЛВП зображений у вигляді (2.6) є лінійним у широкому розумінні випадковим процесом і досліджується у рамках кореляційної теорії.

Узагальненням ЛВП є умовний лінійний випадковий процес у вигляді стохастичного інтегралу (2.6), у якому ядро $\varphi(\tau, t), \tau, t \in (-\infty, \infty)$ є дійсна випадкова функція, а породжуючий процес – дійсний гільбертовий стохастично неперервний випадковий процес із незалежними приростами, для якого виконуються умови

$\mathbf{M}\eta(\tau) = a(\tau) < \infty$ і $\mathbf{D}\eta(\tau) = b(\tau) < \infty, \forall \tau$; при цьому випадкові функції $\varphi(\tau, t)$ і $\eta(\tau)$ є стохастично незалежними [50].

Необхідно зауважити, що клас лінійних випадкових процесів у вузькому та широкому розумінні є замкненим відносно лінійних перетворень, що зводяться до лінійних перетворень не випадкових ядер $\varphi(\tau, t)$.

Оскільки у пункті 2.1.2 обґрунтовано модель усталеного ЗВП у вигляді ЛВП у вузькому розумінні (2.6), для якого енергія ядра та дисперсія приростів породжуючого процесу при будь-якому t є скінченними, то розглянемо особливості саме цього класу лінійних випадкових процесів.

У більшості випадків на основі сепарабельності процесу $\eta(\tau)$, ЛВП у вузькому розумінні вивчають з використанням теорії безмежно подільних процесів. Це означає, що найбільш повно характеристики ядра та породжуючого процесу можна описати з використанням теорії безмежно подільних розподілів методом скінченновимірних характеристичних функцій, для яких відомі їхні канонічні зображення і при цьому знайти моментні та кумулянтні функції будь-яких порядків.

Для лінійного у вузькому розумінні гільбертового випадкового процесу $\xi(t)$ (2.6) логарифм одновимірної безмежно подільної характеристичної функції $f_\xi(u; t) = \mathbf{M}e^{iu\xi(t)}$ у формі Колмогорова визначається виразом [58]:

$$\begin{aligned} \ln f_\xi(u; t) &= \ln \mathbf{M} \left[e^{iu\xi(t)} \right] = \\ &= iu \int_{-\infty}^{\infty} \varphi(\tau, t) da(\tau) + \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \left[e^{iux\varphi(\tau, t)} - 1 - iux\varphi(\tau, t) \right] \frac{1}{x^2} d_x d_\tau K(x, \tau), \end{aligned} \quad (2.7)$$

де $a(\tau) = \mathbf{M}\pi_1(\tau)$; $K(x; \tau), x \in (-\infty, \infty)$ – дійсна неспадна функція з обмеженою варіацією, пуассонівський спектр стрибків у формі А. М. Колмогорова, такий що

$$K(-\infty; \tau) = 0, K(\infty; \tau) = \int_{-\infty}^{\infty} d_x K(x; \tau) = \mathbf{D}\eta(\tau) = b(\tau), \forall \tau.$$

Багатовимірні характеристичні функції лінійного випадкового процесу теж безмежно подільні. З використанням теореми 1 представленої у [56, 58] зображення m -вимірної характеристичної функції гільбертового випадкового процесу (2.6) відобразимо у вигляді:

$$f_{\xi}(u_1, u_2, \dots, u_m; t_1, t_2, \dots, t_m) = \mathbf{M} e^{i \sum_{n=1}^m u_n \xi(t_n)} = \exp \left[i \sum_{n=1}^m u_n \int_{-\infty}^{\infty} \varphi(\tau, t_n) da(\tau) + \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \left(e^{ix \sum_{n=1}^m u_n \varphi(\tau, t_n)} - 1 - ix \sum_{n=1}^m u_n \varphi(\tau, t_n) \right) \frac{d_x d_{\tau} K(x; \tau)}{x^2} \right] \quad (2.8)$$

$$u_n, t_n \in (-\infty, \infty), n = \overline{1, m}, i = \sqrt{-1}.$$

Параметри $K(x, \tau)$ та $a(\tau)$ у виразах (2.6) та (2.9) визначають за заданими характеристичними функціями приростів процесу $\eta(\tau)$. Вирази для цих параметрів для найбільш розповсюджених безмежно подільних законів розподілу (виродженого, нормального, пуассонівського, гамма-розподілу, Коші) наведено в [58].

На основі виразів (2.7) та (2.8) зобразимо кумулянтні функції ЛВП. Зокрема математичне сподівання $\mathbf{M}\xi(t)$ та кореляційна функція $R_{\xi}(t_1, t_2)$ процесу матимуть вигляд [56, 58]:

$$\mathbf{M}\xi(t) = \int_{-\infty}^{\infty} \varphi(\tau, t) da(\tau), \quad R_{\xi}(t_1, t_2) = \int_{-\infty}^{\infty} \varphi(\tau, t_1) \varphi(\tau, t_2) db(\tau). \quad (2.9)$$

Якщо породжуючий процес $\eta(\tau)$ є однорідним процесом, тобто розподіл його приростів $\eta(\tau+t) - \eta(t), t > 0$ не залежить від t і, позначивши відповідно $m = \mathbf{M}\eta(1), \sigma^2 = \mathbf{D}\eta(1)$ (2.9), виглядатиме:

$$\mathbf{M}\xi(t) = m \int_{-\infty}^{\infty} \varphi(\tau, t) d\tau, \quad R_{\xi}(t_1, t_2) = \sigma^2 \int_{-\infty}^{\infty} \varphi(\tau, t_1) \varphi(\tau, t_2) d\tau. \quad (2.10)$$

Якщо породжуючий процес $\eta(\tau)$ є однорідним процесом з незалежними приростами (процес Леві), а ядро $\varphi(\tau, t)$ залежить лише від різниці аргументів, тобто $\varphi(\tau, t) = \varphi(\tau - t) = \varphi(s)$, $s = \tau - t$, то ЛВП зображений як (2.6) буде лінійним стаціонарним випадковим процесом у вузькому розумінні [49]. При цьому його математичне сподівання та кореляційна функція будуть представлені у вигляді:

$$\mathbf{M}\xi(t) = m \int_{-\infty}^{\infty} \varphi(s) ds = const, \quad R_{\xi}(t_1, t_2) = \sigma^2 \int_{-\infty}^{\infty} \varphi(s) \varphi(s + \tau) ds. \quad (2.11)$$

Загалом, наявність загального вигляду характеристичної функції лінійного випадкового процесу дозволяє проводити повний аналіз відгуків лінійних систем: знаходити кумулянти, функцію розподілу відгуку, вивчати розподіл стрибків їх реалізацій на вході і на виході таких систем, досліджувати зв'язки між вхідними та вихідними характеристиками лінійних ланок [49, 50, 56].

2.1.4 Лінійні випадкові послідовності

Оскільки до складу ІТ для офтальмодіагностики входять цифрові пристрої, що здійснюють операції із множиною скінченних чисел, отриманих у результаті операції оцифрування (дискретизації та квантування), для обробки сигналів необхідно використовувати математичну модель із дискретним часом.

Лінійною випадковою послідовністю називається послідовність виду:

$$\xi_t = \sum_{\tau=-\infty}^{\infty} \varphi_{\tau, t} \zeta_{\tau}, \quad t \in \mathbf{Z}, \quad (2.12)$$

де $\varphi_{\tau,t}$ – не випадкова функція (ядро зображення 2.12) двох дискретних аргументів, відносно якої виконується вимога $\sum_{\tau=-\infty}^{\infty} |\varphi_{\tau,t}|^2 < \infty, \forall t \in \mathbf{Z}; \zeta_{\tau}, \tau \in \mathbf{Z}$ – породжуючий білий шум з дискретним часом [31]

Оскільки у попередньому пункті розглянули ЛВП у широкому та вузькому розумінні, то по аналогії представимо відповідні умови і для послідовності (2.12). Якщо ζ_{τ} – породжуючий білий шум у вузькому розумінні (випадкова послідовність із незалежними значеннями), то послідовність (2.12) буде лінійною випадковою послідовністю у вузькому розумінні. Якщо ζ_{τ} – породжуючий білий шум у широкому розумінні (випадкова послідовність із некорельованими значеннями), то послідовність (2.12) буде лінійною випадковою послідовністю у широкому розумінні.

Необхідно зауважити, що усі твердження та умови, які були викладені у попередньому пункті щодо ЛВП неперервного аргументу є ідентичними і справедливими для послідовності (2.12). Щоб представити зображення одно- та багатовимірної характеристичної функції для (2.12) необхідно розглянути часовий аргумент як дискретний та замінити операцію інтегрування на сумування по τ . Тоді загальні формули знаходження математичного сподівання та кореляційної функції виглядатимуть [58, 59]:

$$\mathbf{M}[\xi_t] = \kappa_1 \sum_{\tau=-\infty}^{\infty} \varphi_{\tau,t}, R_{t_1,t_2} = \kappa_2 \sum_{\tau=-\infty}^{\infty} \varphi_{\tau,t_1} \varphi_{\tau,t_2}, \quad t_1, t_2 \in \overline{(-\infty, \infty)}, \quad (2.13)$$

де $\kappa_1 = \mathbf{M}[\zeta_{\tau}], \kappa_2 = \mathbf{D}[\zeta_{\tau}]$.

Нехай ζ_{τ} – гільбертовий стаціонарний білий шум із $\mathbf{M}\zeta_{\tau} = m, \mathbf{D}\zeta_{\tau} = \sigma^2$. Тоді для того, щоб лінійна випадкова послідовність була стаціонарною, достатньо, щоб ядро залежало лише від різниці аргументів: $\varphi_{\tau,t} = \varphi_{t-\tau} = \varphi_s, s = t - \tau$. При цьому зображення послідовності (2.12) набуде вигляду:

$$\xi_t = \sum_{\tau=-\infty}^{\infty} \varphi_{t-\tau} \zeta_{\tau} = \sum_{s=-\infty}^{\infty} \varphi_s \zeta_{t-s}, \quad (2.14)$$

а математичне сподівання та кореляційна функція:

$$\mathbf{M}[\xi_t] = m \sum_{s=-\infty}^{\infty} \varphi_s = \text{const}, R_{t_1, t_2} = R_{t_2 - t_1} = R_{\tau} = \sigma^2 \sum_{s=-\infty}^{\infty} \varphi_s \varphi_{s+\tau}, \quad \tau = t_2 - t_1 \quad (2.15)$$

Для ідентифікації та оцінювання параметрів послідовності (2.12) використовують граничний перехід до лінійних процесів авторегресії (АР), ковзного середнього (КС) та змішаних процесів авторегресії ковзного середнього (АРКС), які мають розвинені та широко вживані методи оцінювання в рамках кореляційної теорії [58].

2.2 Математична модель усталеного ЗВП з урахуванням періодичності та багатовимірності

Необхідно зауважити, що при побудові математичної моделі у п. 2.1.2 не враховано основну особливість процесу генерування усталених ЗВП, а саме – періодичну фотостимуляцію. Мозок при такому подразненні після кожного фотостимулу зорової системи буде продукувати нові імпульси, внаслідок цього процес формування імпульсів окремим нейроном володітиме властивістю циклічності (періодичності, циклостаціонарності).

Щоб довести наявність періодичності у досліджуваному процесі формування усталених ЗВП розглянемо детально теорії лінійних періодичних процесів та їхні відповідні особливості.

2.2.1 Лінійні періодичні випадкові процеси

Теорія періодичних випадкових процесів (ПВП) відображає процес з точки зору двох змінних, одну з яких розглядають як параметр, за яким процес є

періодичним, а за другою змінною процес завжди розглядають як функцію множини, яка задана на деякому ймовірнісному просторі, за якою він може і не мати періодичних властивостей. Перші роботи, у яких розглядають періодичні випадкові процеси, були опубліковані ще у 60-х роках, проте наукове зацікавлення властивістю періодичності зросло у 80-х. На сьогоднішній час число опублікованих робіт у цій області зростає експоненційно [60].

Вперше наявність циклостаціонарного сигналу у конструкції синхронізації для системи зв'язку досліджував Bennett [60, 61]. Згодом ввели ключові поняття для ПВП такі дослідники: Е. Г. Гладишев (дослідження взаємозв'язку між періодично корельованим процесом і послідовністю стаціонарних векторів), Л. І. Гудзенко (непараметрична спектральна оцінка періодичних процесів), Я. П. Драган, І. Н. Яворський (дослідження ритмічності морських хвиль і підводних акустичних сигналів) [62], Б. Г. Марченко (гідроакустичні сигнали, сейсмічні сигнали) [63], W. A. Gardner (значна кількість праці щодо дослідження циклостаціонарності) [64], L. E. Franks (дослідження циклостаціонарності у телекомунікаційних сигналах), G. B. Giannakis (розробка статистичних методів для наявності циклостаціонарності), детальний огляд праць щодо циклостаціонарності наведений у [65]. Однак, ідея стохастичної періодичності належить Є.Є. Слуцькому і представлена у його роботі “Сложение случайных причин как источник циклических процессов” (1929) [66].

Наведемо означення періодичного випадкового процесу за Слуцьким [66]:

Означення 1. Сепарабельний випадковий процес $\xi(t)$, $t \in (-\infty, \infty)$ (включаючи і комплекснозначний) називається періодичними (коротко T -періодичним), якщо існує таке число $T > 0$, що скінченновимірні вектори $\{\xi(t_1), \xi(t_2), \dots, \xi(t_n)\}$ та $\{\xi(t_1+T), \xi(t_2+T), \dots, \xi(t_n+T)\}$, де t_1, t_2 – множина сепарабельності процесу $\xi(t)$, при всіх цілих $n > 1$ є стохастично еквівалентними у широкому розумінні. У випадку комплекснозначних періодичних процесів $\xi(t)$ та $\xi(t+T)$ їхні дійсні та уявні частини мають одну і ту ж послідовність скінченновимірних функцій розподілу.

Два дійсних випадкових процеси $\xi_1(t)$ та $\xi_2(t)$, $t \in (-\infty, \infty)$ задані на одному і тому ж ймовірнісному просторі називаються стохастично еквівалентними у широкому розумінні, якщо ці два процеси мають однакові послідовності скінченновимірних розподілів [56].

Для стохастично T -періодичного випадкового процесу k -вимірної функції розподілу є періодичною з періодом $T > 0$ по сукупності часових аргументів ($l \in \mathbf{Z}$):

$$F(x_1, x_2, \dots, x_n; t_1, t_2, \dots, t_n) = F(x_1, x_2, \dots, x_n; t_1 + lT, t_2 + lT, \dots, t_n + lT). \quad (2.16)$$

Процес (2.16) називають T -періодичним у вузькому розумінні процесом за Слуцьким [56]. Використання цих процесів в якості моделі дозволяє досліджувати сигнал із застосування моментних функцій порядку $n \geq 1$, що є важливим у багатьох прикладних задачах обробки сигналів.

У рамках кореляційної теорії процес описують із використанням моделі періодичного процесу другого порядку або періодичного процесу у широкому розумінні, визначаючи лише перші дві моментні функції. У випадку, коли математичне сподівання та кореляційна функція розглядуваного процесу будуть періодичними за сукупністю своїх аргументів, то такий випадковий процес називають періодично корельованим (ПКВП). Періодичний у вузькому розумінні випадковий процес є і періодичним в широкому розумінні, зворотнє в загальному не є вірним. Моделі циклостационарних сигналів використовують здебільшого для оцінки параметрів моделі, взаємозв'язку між кількома наборами даних, прогнозування наступних значень випадкового сигналу.

Оскільки у вищеописаних пунктах було доведено використання ЛВП як математичної моделі ЗВП, то, згідно з теоремою 1 представленою та доведеною у роботі [56], наведемо вимоги, які повинен задовольняти процес, щоб набути властивості періодичності:

Умови, при яких ЛВП є періодичними (за Слуцьким) представлено у наступній теоремі [56]:

Теорема 1. Нехай (2.5) є інтегральним зображенням дійсного сепарабельного процесу, в якому $\varphi(\tau, t)$ однозначна неперервна по t функція і визначена на L_2 , $\eta(t), \eta(0) = 0$ – стохастично неперервний гільбертів випадковий процес з незалежними приростами (включаючи і однорідний). І нехай існують дійсні числа $T > 0$ і $\alpha \in (-\infty, \infty)$ такі, що при всіх τ і t $\varphi(\tau, t) = \varphi(\tau + \alpha T, t + T)$ і виконуються співвідношення

$$\begin{aligned} d\kappa_1(\tau) &= d\kappa_1(\tau + \alpha T), & d\kappa_2(\tau) &= d\kappa_2(\tau + \alpha T), \\ d_x d_r K(x, \tau) &= d_x d_r K(x, \tau + \alpha T), \end{aligned} \quad (2.17)$$

де $\kappa_1(\tau)$ та κ_2 – перші кумулянтні функції породжуючого процесу (2.5), а $K(x, \tau)$ – його пуассонівський спектр стрибків у формі Колмогорова. Тоді випадковий процес (2.5) є періодичним (по Слуцькому) гільбертовим лінійним процесом. Доведення теореми 1 висвітлено у тій же роботі [56].

Як наслідок випадковий процес $\xi(t)$ зображений у формі (2.5) із однорідним породжуючим процесом $\eta(t)$ буде T -періодичним тоді і тільки тоді, коли його ядро задовольнятиме умову $\varphi(\tau, t) = \varphi(\tau, t + T)$ і породжуючий процес буде процесом із T -періодичними приростами.

На основі висновків авторів у роботі [56, 64, 65] лінійні випадкові процеси є тісно пов'язані із класом циклічних процесів, при цьому вони не втрачають властивості безмежної подільності функцій розподілу, що дає можливість розв'язувати прикладні задачі аналізу періодичних процесів.

2.2.2 Обґрунтування періодичних властивостей математичної моделі усталених ЗВП

Після подразнення нейрон починає змінювати свій мембранний потенціал, що призводить до формування ПД, а згодом імпульс передається до наступних

нейронів за допомогою синапсів, генеруючи ЗПСП та ГПСП. При сталій частоті стимуляції зорова система відповідає імпульсами на цій же частоті. Цей процес повторюється синхронно із настанням нового стимулу. Для кращого розуміння представимо схематично на рис. 2.5. Тобто періодична стимуляція є причиною наявності властивості періодичності у аналізованому біофізичному процесі.

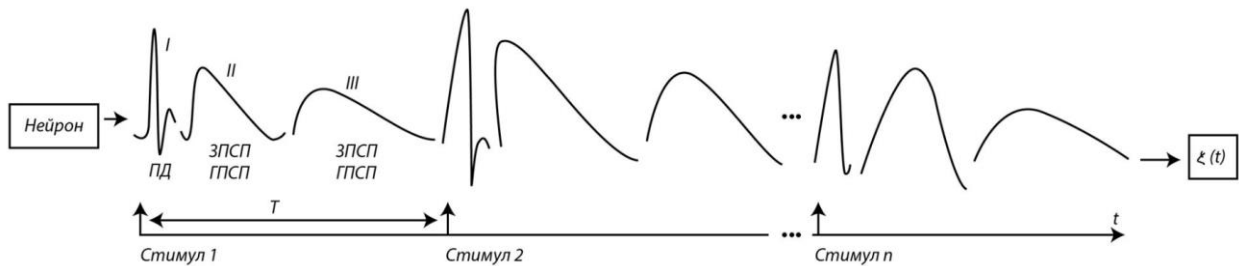


Рисунок 2.5 – Схематичне зображення механізму генерації усталеного ЗВП [31]

На основі вищеприписаної теореми [66] випадковий процес (2.5) буде T -періодичним ЛВП (за Слуцьким), якщо існує таке дійсне число (період) $T > 0$, що для породжуючого процесу $\pi(\tau)$, $\pi(0) = 0$ виконуються умови $da(\tau) = da(\tau + T)$ і $d_x d_\tau K(x; \tau) = d_x d_\tau K(x; \tau + T)$, де $a(\tau) = \mathbf{M}\pi_1(\tau)$; $K(x; \tau)$, $x \in (-\infty, \infty)$ – пуассонівський спектр стрибків у формі А. М. Колмогорова, а ядро $\varphi(\tau, t)$ має властивість $\varphi(\tau, t) = \varphi(\tau + T, t + T)$. Інакше кажучи, ЛВП буде періодичним тоді, коли ядро є періодичним і породжуючий процес буде процесом із незалежними періодичними приростами, доведення цього представлено нижче.

Згідно із зображенням (2.5), породжуючий процес $\pi_1(\tau)$ є неоднорідним, тобто інтенсивність появи імпульсів $\lambda(\tau)$ змінюється з часом, проте невідомим є характер її функціональної залежності. Використаємо твердження подані у роботі [10, 12]: частота генерації імпульсів спричинених певним джерелом відповідає його зовнішній частоті стимуляції. На основі цього будемо вважати, що інтенсивність появи імпульсів буде періодичною, тобто:

$$\lambda(\tau) = \lambda(\tau + T). \quad (2.18)$$

Це означає, що для узагальненого пуассонівського процесу $\pi_1(\tau)$ його прирости є стохастично періодичними з періодом T . Розмір внеску кожного імпульсу у формування усталеного ЗВП ми позначили ваговими коефіцієнтами $\alpha_n, n \in \mathbf{Z}$. Тепер для кращого розуміння матимемо на увазі під цими коефіцієнтами максимальні амплітуди імпульсів. Розглянемо рис. 2.5, на якому схематично зображено, що після подання першого стимулу виникають імпульси спершу із великою амплітудою, згодом із меншою. Подібна тенденція зберігається після кожного фотостимулу. На основі вище написаного будемо вважати, що амплітудні значення ритмічно повторюються у часі, а відповідно до цього функція розподілу їх буде періодичною: $F_\alpha(x; \tau) = F_\alpha(x; \tau + T)$. Це також означає, що прирости процесу $\pi_1(\tau)$ є інваріантними відносно до зсуву T , тобто вектори $\{d\pi_1(\tau_1), \dots, d\pi_1(\tau_n)\}$ та $\{d\pi_1(\tau_1 + T), \dots, d\pi_1(\tau_n + T)\}$ є стохастично еквівалентні в широкому розумінні. Як висновок – процес $\pi_1(\tau)$ буде процесом із незалежними T -періодичними приростами і одна із умов для доведення властивості періодичності ЛВП є підтвердженою.

Розглянемо тепер питання про періодичність ядра ЛВП (2.5). Автори [38] стверджують, що усталений ЗВП генерується за допомогою компонент, частотні характеристики яких повторюються у часі. Після збудження зорового аналізатора виникають спочатку імпульси із високою частотою і швидкою тенденцією до зменшення амплітуди, згодом вторинні імпульси із меншою частотою і нижчим коефіцієнтом затухання (рис. 2.5). Така тенденція до генерування імпульсів буде повторюватись циклічно відповідно до частоти фотостимуляції. На основі вищенаписаного будемо стверджувати, що не випадкові функції, які характеризують частоту та коефіцієнт затухання імпульсу, будуть представлені із врахуванням періоду стимуляції T :

$$\omega(\tau) = \omega(\tau + T), \quad \beta(\tau) = \beta(\tau + T). \quad (2.19)$$

Запишемо ядро ЛВП (3) з урахуванням періодичності (2.19):

$$\begin{aligned}
\varphi(\tau + T, t + T) &= e^{-\beta(\tau+T)(t+T-\tau-T)} \sin(\omega(\tau + T)(t + T - \tau - T))U(t + T - \tau - T) = \\
&= e^{-\beta(\tau+T)(t-\tau)} \sin(\omega(\tau + T)(t - \tau))U(t - \tau) = \\
&= e^{-\beta(\tau)(t-\tau)} \sin(\omega(\tau)(t - \tau))U(t - \tau) = \varphi(\tau, t).
\end{aligned} \tag{2.20}$$

Вираз (2.20) підтверджує, що також і для ядра ЛВП (2.5) виконується умова про періодичність, а саме: $\varphi(\tau, t) = \varphi(\tau + T, t + T)$.

Оскільки доведено періодичність приростів породжуючого процесу і ядра процесу (2.5), тоді згідно з теоремою [66] такий процес $\xi(t)$ буде лінійним періодичним (за Слуцьким) випадковим процесом і відповідно логарифм будь-якої m -вимірної ($m=1,2,3, \dots$) характеристичної функції такого процесу є T -періодичним за сукупністю своїх часових аргументів [56, 58]:

$$\ln f_{\xi}(u_1, \dots, u_m; t_1, \dots, t_n) = \ln f_{\xi}(u_1, \dots, u_m; t_1 + T, \dots, t_n + T) \tag{2.21}$$

З властивості періодичності характеристичної функції випливає, що математичне сподівання та кореляційна функція процесу $\xi(t)$ є також T -періодичними:

$$\mathbf{M}\xi(t) = \mathbf{M}\xi(t + T), \quad R_{\xi}(t_1, t_2) = R_{\xi}(t_1 + T, t_2 + T) \tag{2.22}$$

Тому випадковий процес $\xi(t)$ (2.5) є також і періодично корельованим випадковим процесом.

2.2.3 Конкретизація математичної моделі двоканального усталеного ЗВП

В залежності від знаходження електродів на поверхні скальпу відносно джерел електричної активності викликані потенціали поділяють на два типи: ближнього та дальнього поля. Одним із прикладів потенціалу ближнього поля є

реєстрація ЗВП із метою оцінки амплітудно-часових характеристик екстремумів. Для цього електроди розміщують на затылку безпосередньо над джерелами відповідної електричної активності – над зорової корою. В іншому випадку сигнал ВП може бути і дальнього поля, тобто електроди розміщуватимуться на значній відстані від джерел відповідної активності, і сигнал передаватиметься до точки реєстрації на основі об'ємної провідності.

На основі регулярно обновлюваних стандартів в галузі реєстрації ЗВП [13, 14] електроди розміщують на позиціях O_1 та O_2 згідно Міжнародної системи накладання електродів 10-20. Для збільшення точності вимірювання можливо встановлювати кілька активних електродів і як результат отримаємо набір сигналів, зареєстрованих відповідно із кожного з них. Такий підхід до реєстрації підвищить якість діагностики, оскільки враховуватиме отриману інформацію із декількох джерел зорової активності мозку, а також дозволить оцінювати взаємозв'язок між ними.

Для розуміння біофізичного процесу передавання через зоровий тракт сигналу типу ЗВП, який отримаємо після реєстрації із кожного електроду, розглянемо рис. 2.5. Він в деталях ілюструє процес проходження імпульсів по нервовому волокні у мозку людини. Однією із особливостей роботи зорової системи людини є те, що після фотостимуляції імпульси надходять по зорових нервах від кожного ока людини окремо, і лише в зоровому перехресті відбувається обмін імпульсами (частковий обмін корисною інформацією) для загального покращення обробки зорових образів мозком.

Як бачимо з рис. 2.6, сигнал, зареєстрований над проекцією правого зорового відділу мозку, міститиме сигнал спричинений стимуляцією лише правого ока, але також і лівого (зорові тракти червоного та синього кольору відповідно). Тобто, після подразнення сенсорів одного ока, корисний сигнал буде зафіксований на двох електродах, розміщених на позиціях O_1 та O_2 , а не лише на одному. Цю важливу особливість формування досліджуваного типу сигналу необхідно врахувати при побудові математичної моделі усталених ЗВП.

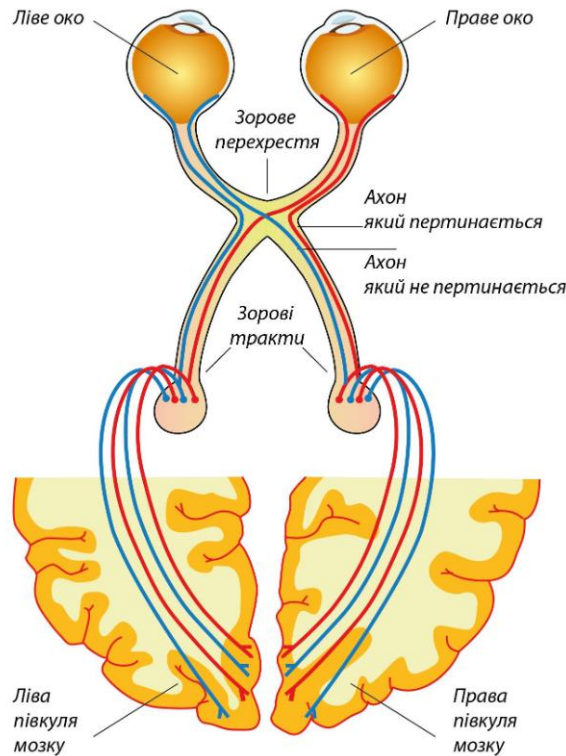


Рисунок 2.6 – Схематичне зображення зорового тракту [67]

Позначимо випадковий процес, який реєструють за допомогою першого електрода (позиція O_1) як $\xi_1(t)$, і відповідно другого (позиція O_2) – $\xi_2(t)$. Згідно з обґрунтованою математичною моделлю у пункті 2.1.2, такі випадкові процеси є відповідно сумою великого числа імпульсів, які виникають у випадкові моменти часу і можуть бути зображені у формі ЛВПП (2.5). На основі цього та із урахуванням структури зорового тракту, результуючий процес $\Xi(t)$, що виникне після стимуляції зорової системи людини і буде зареєстрований за допомогою двох електродів, представимо як двовимірний ЛВПП і запишемо у матричному вигляді:

$$\Xi(t) = \begin{pmatrix} \xi_1(t) \\ \xi_2(t) \end{pmatrix}. \quad (2.23)$$

Враховавши фізіологію зорового тракту, зобразимо зареєстровані процеси $\xi_1(t)$ та $\xi_2(t)$ у вигляді:

$$\begin{aligned}\xi_1(t) &= \int_{-\infty}^{\infty} \varphi_{11}(\tau, t) d\pi_1(\tau) + \int_{-\infty}^{\infty} \varphi_{21}(\tau, t) d\pi_2(\tau) = \sum_{m=1}^2 \int_{-\infty}^{\infty} \varphi_{m1}(\tau, t) d\pi_m(\tau), \\ \xi_2(t) &= \int_{-\infty}^{\infty} \varphi_{12}(\tau, t) d\pi_1(\tau) + \int_{-\infty}^{\infty} \varphi_{22}(\tau, t) d\pi_2(\tau) = \sum_{m=1}^2 \int_{-\infty}^{\infty} \varphi_{m2}(\tau, t) d\pi_m(\tau).\end{aligned}\tag{2.24}$$

Елементи двовимірної моделі (2.23) і відповідно процесів (2.24) мають таку інтерпретацію:

$$- \int_{-\infty}^{\infty} \varphi_{11}(\tau, t) d\pi_1(\tau) - \text{описує суму великого числа імпульсів, що виникають}$$

у правій частині зорового тракту після стимуляції правого ока і передаються у праву частину зорової кори.

$$- \int_{-\infty}^{\infty} \varphi_{12}(\tau, t) d\pi_1(\tau) - \text{описує суму великого числа імпульсів, що виникають}$$

у правій частині зорового тракту після стимуляції правого ока і передаються у ліву частину зорової кори.

$$- \int_{-\infty}^{\infty} \varphi_{21}(\tau, t) d\pi_2(\tau) - \text{описує суму великого числа імпульсів, що виникають}$$

у лівій частині зорового тракту після стимуляції лівого ока і передаються у праву частину зорової кори.

$$- \int_{-\infty}^{\infty} \varphi_{22}(\tau, t) d\pi_2(\tau) - \text{описує суму великого числа імпульсів, що виникають}$$

у лівій частині зорового тракту після стимуляції лівого ока і передаються у ліву частину зорової кори.

Введемо вектор породжуючого процесу:

$$\Pi(\tau) = \begin{pmatrix} \pi_1(\tau) \\ \pi_2(\tau) \end{pmatrix},\tag{2.25}$$

а також матрицю ядер ЛВП елементів двовимірної моделі (2.23):

$$\Phi(\tau, t) = \begin{pmatrix} \varphi_{11}(\tau, t) & \varphi_{12}(\tau, t) \\ \varphi_{21}(\tau, t) & \varphi_{22}(\tau, t) \end{pmatrix}. \quad (2.26)$$

Тоді двовимірний лінійний випадковий процес $\Xi(t)$ (2.23) представимо у такому вигляді:

$$\Xi(t) = \int_{-\infty}^{\infty} \Phi(\tau, t) d\Pi(\tau). \quad (2.27)$$

Згідно з означенням поданим у роботі [56], випадковий процес (2.27) є лінійним випадковим процесом із матричним ядром $\Phi(\tau, t)$ і двовимірним породжуючим процесом $\Pi(\tau)$.

На основі наукових робіт, детально описаних теорій електрогенезису [10, 12] теореми про періодичність було обґрунтовано та експериментально підтверджено (на основі реальних даних [68]) періодичність одновимірної математичної моделі усталених ЗВП у формі періодичного ЛВП у пункті 2.2.2. Як результат одновимірний процес $\xi(t)$ є лінійним T -періодичним випадковим процесом за Слуцьким і відповідно будь-яка m -вимірна характеристична функція такого процесу є T -періодичною за сукупністю своїх часових аргументів [56].

На основі цього будемо стверджувати, що процес $\Xi(t)$ (2.27) є також періодичним випадковим двовимірним процесом, оскільки його складові є періодичними випадковими процесами із періодом T , що дорівнює періоду стимуляції зорового аналізатора [10]. Перевіримо правильність наших міркувань, обґрунтувавши періодичність математичного сподівання та кореляційної функції процесу $\Xi(t)$.

Математичне сподівання одновимірної складової процесу (2.27) запишемо у вигляді, використавши одне із зображень (2.24):

$$\mathbf{M}\xi_1(t) = \mathbf{M} \sum_{m=1}^2 \int_{-\infty}^{\infty} \varphi_{m1}(\tau, t) d\pi_m(\tau) = \sum_{m=1}^2 \int_{-\infty}^{\infty} \varphi_{m1}(\tau, t) da_m(\tau), \quad (2.28)$$

де $a_m(\tau) = \mathbf{M}\pi_n(\tau)$ – математичне сподівання приростів породжуючого процесу (2.25).

Скориставшись твердженням, поданим у [56, 58] стосовно періодичності ядра ЛВП $\varphi_{m1}(\tau, t) = \varphi_{m1}(\tau + T, t + T)$ (ядро ЛВП є періодичним, оскільки не випадкові функції, що характеризують частоту та коефіцієнт затухання імпульсу є періодичними) та математичного сподівання приростів породжуючого процесу $da_m(\tau) = da_m(\tau + T)$, що виникає внаслідок циклічної світлової стимуляції, запишемо наступне:

$$\begin{aligned} \mathbf{M}\xi_1(t) &= \mathbf{M} \sum_{m=1}^2 \int_{-\infty}^{\infty} \varphi_{m1}(\tau + T, t + T) da_m(\tau + T) = \\ &= \sum_{m=1}^2 \int_{-\infty}^{\infty} \varphi_{m1}(\tau, t + T) da_m(\tau) = \mathbf{M}\xi_1(t + T). \end{aligned} \quad (2.29)$$

На основі зображення (2.29) математичне сподівання процесу (2.23) є періодичним і у матричному вигляді його можна зобразити у наступній формі:

$$\mathbf{M}\Xi(t) = \begin{pmatrix} \mathbf{M}\xi_1(t) \\ \mathbf{M}\xi_2(t) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{M}\xi_1(t + T) \\ \mathbf{M}\xi_2(t + T) \end{pmatrix} = \mathbf{M}\Xi(t + T). \quad (2.30)$$

Зобразимо кореляційну функцію процесу (2.23) у матричному вигляді:

$$R_{\Xi}(t_1, t_2) = \begin{pmatrix} R_{11}(t_1, t_2) & R_{12}(t_1, t_2) \\ R_{21}(t_1, t_2) & R_{22}(t_1, t_2) \end{pmatrix}, \quad (2.31)$$

де $R_{mn}(t_1, t_2) = \mathbf{M}(\overset{\circ}{\xi}_m(t_1)\overset{\circ}{\xi}_n(t_2))$ – математичне сподівання добутку центрованих випадкових процесів у моменти часу t_1 та t_2 . $R_{11}(t_1, t_2)$ та $R_{22}(t_1, t_2)$ – автокореляційні функції відповідних випадкових процесів $\overset{\circ}{\xi}_1(t)$ та $\overset{\circ}{\xi}_2(t)$;

$\overset{\circ}{\xi}_n(t)$ – центрований випадковий процес, який представлено у наступному вигляді:

$$\begin{aligned} \overset{\circ}{\xi}_n(t) &= \sum_{m=1}^2 \int_{-\infty}^{\infty} \varphi_{mn}(\tau, t) d\pi_m(\tau) - \mathbf{M} \sum_{m=1}^2 \int_{-\infty}^{\infty} \varphi_{mn}(\tau, t) d\pi_m(\tau) = \\ &= \sum_{m=1}^2 \int_{-\infty}^{\infty} \varphi_{mn}(\tau, t) d\pi_m(\tau) - \sum_{m=1}^2 \int_{-\infty}^{\infty} \varphi_{mn}(\tau, t) da_m(\tau) = \\ &= \sum_{m=1}^2 \int_{-\infty}^{\infty} \varphi_{mn}(\tau, t) d(\pi_m(\tau) - a_m(\tau)) = \\ &= \sum_{m=1}^2 \int_{-\infty}^{\infty} \varphi_{mn}(\tau, t) d\overset{\circ}{\pi}_m(\tau) = \int_{-\infty}^{\infty} \varphi_{1n}(\tau, t) d\overset{\circ}{\pi}_1(\tau) + \int_{-\infty}^{\infty} \varphi_{2n}(\tau, t) d\overset{\circ}{\pi}_2(\tau), \end{aligned} \quad (2.32)$$

де $\overset{\circ}{\pi}_m(\tau) = \pi_m(\tau) - a_m(\tau)$ – центрований породжуючий процес (2.25).

Використавши означення кореляційної функції та зображення (2.32) і виконавши операцію множення центрованих випадкових процесів, отримаємо математичний запис для (2.31):

$$\begin{aligned} R_{mn}(t_1, t_2) &= \mathbf{M} \left[\begin{array}{l} \left(\int_{-\infty}^{\infty} \varphi_{1m}(\tau, t_1) d\overset{\circ}{\pi}_1(\tau) + \int_{-\infty}^{\infty} \varphi_{2m}(\tau, t_1) d\overset{\circ}{\pi}_2(\tau) \right) \times \\ \left(\int_{-\infty}^{\infty} \varphi_{1n}(\tau, t_2) d\overset{\circ}{\pi}_1(\tau) + \int_{-\infty}^{\infty} \varphi_{2n}(\tau, t_2) d\overset{\circ}{\pi}_2(\tau) \right) \end{array} \right] = \\ &= \mathbf{M} \left[\int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \varphi_{1m}(\tau, t_1) d\overset{\circ}{\pi}_1(\tau) \varphi_{1n}(\tau, t_2) d\overset{\circ}{\pi}_1(\tau) + \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \varphi_{1m}(\tau, t_1) d\overset{\circ}{\pi}_1(\tau) \varphi_{2n}(\tau, t_2) d\overset{\circ}{\pi}_2(\tau) + \right. \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
& \left. \begin{aligned}
& + \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \varphi_{2m}(\tau, t_1) d\pi_2(\tau) \varphi_{1n}(\tau, t_2) d\pi_1(\tau) + \\
& + \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \varphi_{2m}(\tau, t_1) d\pi_2(\tau) \varphi_{2n}(\tau, t_2) d\pi_2(\tau)
\end{aligned} \right] = \quad (2.33) \\
& = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \varphi_{1m}(\tau, t_1) \varphi_{1n}(\tau, t_2) \mathbf{M}(d\pi_1(\tau) d\pi_1(\tau)) + \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \varphi_{1m}(\tau, t_1) \varphi_{2n}(\tau, t_2) \mathbf{M}(d\pi_1(\tau) d\pi_2(\tau)) + \\
& + \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \varphi_{2m}(\tau, t_1) \varphi_{1n}(\tau, t_2) \mathbf{M}(d\pi_1(\tau) d\pi_2(\tau)) + \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \varphi_{2m}(\tau, t_1) \varphi_{2n}(\tau, t_2) \mathbf{M}(d\pi_2(\tau) d\pi_2(\tau)) = \\
& = \int_{-\infty}^{\infty} \varphi_{1m}(\tau, t_1) \varphi_{1n}(\tau, t_2) db_1(\tau) + \int_{-\infty}^{\infty} \varphi_{2m}(\tau, t_1) \varphi_{2n}(\tau, t_2) db_2(\tau).
\end{aligned}$$

Скорочений вигляд (2.33):

$$R_{mn}(t_1, t_2) = \sum_{k=1}^2 \int_{-\infty}^{\infty} \varphi_{km}(\tau, t_1) \varphi_{kn}(\tau, t_2) db_k(\tau), \quad (2.34)$$

де $b_k(\tau) = \mathbf{D}\pi_k(\tau)$, $k = \overline{1, 2}$ – дисперсія узагальненого неоднорідного пуасонівського процесу.

Аналогічно до обґрунтування періодичності математичного сподівання доведемо періодичність кореляційної функції процесу (2.23). Оскільки про періодичність ядра ЛВП було написано вище і скориставшись твердженням про те, що одновимірні компоненти породжуючого процесу (2.25) є процесом із незалежними T -періодичними приростами і через те $db_k(\tau) = db_k(\tau + T)$, тому можемо записати формулу (2.61) із врахуванням періоду:

$$\begin{aligned}
R_{mn}(t_1, t_2) &= \sum_{k=1}^2 \int_{-\infty}^{\infty} \varphi_{km}(\tau + T, t_1 + T) \varphi_{kn}(\tau + T, t_2 + T) db_k(\tau + T) = \\
&= \sum_{k=1}^2 \int_{-\infty}^{\infty} \varphi_{km}(\tau, t_1 + T) \varphi_{kn}(\tau, t_2 + T) db_k(\tau) = R_{mn}(t_1 + T, t_2 + T).
\end{aligned} \quad (2.35)$$

Побудована модель усталених ЗВП у вигляді двовимірного лінійного періодичного випадкового процесу дозволяє використовувати відомі методи статистичного аналізу ПКВП, періодичних процесів для оцінки періодичних математичного сподівання, дисперсії, крос-кореляційної функції усталених ЗВП зареєстрованих з різних електродів, вищих моментних функцій.

2.3. Висновки

Основними результатами роботи над другим розділом дисертації можна вважати наступні:

1. Обґрунтовано та розроблено математичну модель усталеного ЗВП як основу інформаційної технології у вигляді лінійного випадкового процесу, що відображає механізм формування сигналу окремими нейронами та надає можливість ідентифікації інформативних параметрів для подальшої діагностики.

2. Для врахування циклічності стимуляції здійснено конкретизацію математичної моделі усталених ЗВП у вигляді лінійного періодичного випадкового процесу.

3. Щоб врахувати взаємовплив та взаємозв'язок імпульсів, які генеруються одночасно лівим і правим оком та передаються по відповідних трактах, здійснено модифікацію математичної моделі усталеного ЗВП у вигляді двоканального лінійного періодичного випадкового процесу.

РОЗДІЛ 3

МЕТОДИ СТАТИСТИЧНОГО АНАЛІЗУ УСТАЛЕНИХ ЗВП, ІДЕНТИФІКАЦІЇ ІНФОРМАТИВНИХ ПАРАМЕТРІВ ТА КЛАСИФІКАЦІЇ В ІНФОРМАЦІЙНІЙ ТЕХНОЛОГІЇ ОФТАЛЬМОДІАГНОСТИКИ

Цей розділ присвячений дослідженню та імплементації методів і алгоритмів, побудованих на основі математичної моделі усталених ЗВП, запропонованої в розділі 2, з метою забезпечення основних функцій інформаційної технології офтальмодіагностики, а саме: опрацювання та аналізу досліджуваного сигналу, отримання інформативних ознак для подальшого їх використання у діагностиці стану зорової системи людини.

Загалом структура третього розділу відповідає послідовним етапам алгоритмів оцінювання діагностичних параметрів та прийняття рішення щодо стану зорової системи людини, для реалізації яких виконано такі задачі:

- дослідження закону розподілу усталеного ЗВП, проведення тестів на нормальність та стаціонарність φ -серій;
- оцінювання ймовірнісних характеристик (математичного сподівання, дисперсії та кореляційної функції) досліджуваного сигналу з урахуванням його властивостей стохастичної періодичності з використанням методу φ -серій;
- вибір найбільш інформативних діагностичних параметрів на основі результатів застосування ортогональних розкладів за функціями дискретного аргументу Лагера, Кравчука, Чебишева щодо оцінки математичного сподівання одноканального та двовимірного перетворення Карунена-Лоева для формування простору ознак;
- реалізація алгоритму k -найближчих сусідів (KNN) для прийняття рішення (бінарної класифікації) на основі вибраної множини діагностичних параметрів, що відповідають здоровому чи хворому стану зорової системи людини.

Основні результати третього розділу опубліковані в [72-73].

3.1 Реєстрація усталених ЗВП

Для реалізації ІТ аналізу усталених ЗВП першочергово необхідно мати тренувальний набір даних, на основі якого буде оцінено ймовірнісні характеристики, сформовано простір діагностичних параметрів, та оцінено оптимальні значення для ініціалізації роботи класифікатора.

Дослідження та реєстрація усталених ЗВП виконувалась на кафедрі фізіології ДВНЗ “Тернопільського національного медичного університету імені І. Я. Горбачевського” (додаток Е). Для реалізації експериментальної частини використано електроенцефалограф DX-NT32 (Харків, Україна) з такими основними характеристиками: частота дискретизації – 512 Гц, розрядність – 12 біт, режекторний фільтр – 50 Гц, вхідний імпеданс – 20 МОм, коефіцієнт зменшення синфазної завади – 100 Дб, світлова стимуляція – три світлодіодні лампочки із можливістю зміни частоти подання (1-30 Гц). Реальні зображення вимірювальної установки наведено у додатку Є, а схематичне – на рисунку 3.1.

В експериментальних дослідженнях взяли участь 45 осіб (18 чоловіків, 22 жінок) у віці від 18 до 41 року (середній вік становить 20 років), 15 із них з патологіями зорової системи. Стимуляція зорової системи людини та реєстрація відповідних відгуків проходили згідно з стандартом ISCEV для реєстрації клінічних зорових викликаних потенціалів [14]. Жодних змін у протокол не вносили, процедура проходила під наглядом працівника кафедри фізіології. Для накладання електродів застосовано міжнародну систему розміщення 10-20. Активні електроди розміщували на позиціях O_1 та O_2 , референтний електрод – на позиції F_z . Експеримент проводили у тьмяно освітленій лабораторії. Джерелом зовнішнього подразнення був фотостимулятор, що складався із трьох світлодіодних лампочок, які продукують одночасно фотоспалахи тривалістю 30 мкс. Зважаючи на можливості електроенцефалографа було використано червоний спектр видимого світла (625-740 нм). Горизонтальний розмір поля зору становив 140° . Середня яскравість 3 кд/м^2 .

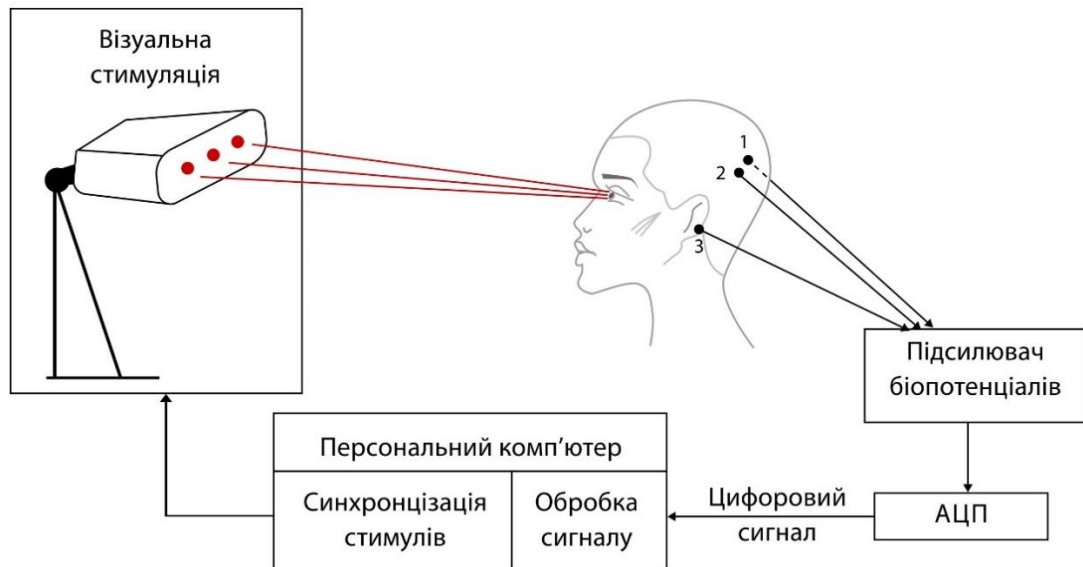


Рисунок 3.1 – Схематичне зображення вимірювальної системи для реєстрації ЗВП (1, 2 – позиції розміщення електродів O_1 та O_2 , 3 – позиція розміщення референтного електроду F_z)

Кожний експеримент складався із трьох проб із відповідними частотами стимуляції: 6, 8, 10 та 12 Гц. Тривалість реєстрації кожної проби – 210 с., що поділили на чотири сесії: 10 с. відпочинку; 10 с. адаптаційної сесії, коли джерело стимуляції продукує сигнали із різними випадково обраними частотами; 10 с. відпочинку; 40 с. сесії, під час якої відбувається реєстрація усталеного ЗВП із відповідною частотою стимуляції 6, 8, 10 та 12 Гц. Між пробами, щоб уникнути стомленості та звикання зорового аналізатора було зроблено перерву тривалістю 15 хвилин.

Результатами експерименту є цифрові електрофізіологічні сигнали кожного учасника досліджень збережені у базі даних системи DX-NT 32 та зовнішньо у вигляді файлу в форматі .csv.

3.2 Обґрунтування вибору інформативних параметрів усталеного ЗВП

У попередньому розділі на основі врахування біофізичної природи формування електричної активності мозку та властивостей виникнення усталених ЗВП було побудовано та обґрунтовано математичну модель у вигляді двовимірного ЛПВП (2.27). Оскільки періодичність математичного сподівання (2.22) і одно- та двовимірної кореляційної функції усталеного ЗВП (2.35) доведено лише теоретично на основі властивостей вищезгаданої математичної моделі, тому для верифікації необхідно практично підтвердити правильність тверджень, застосувавши детально вивчений математичний апарат статистичного аналізу стохастично-періодичних (циклостаціонарних) процесів. Основною особливістю при статистичному аналізі такого класу процесів є необхідність знання періоду, тому в наступному підпункті розглянуто метод оцінювання періоду як першочергової характеристики, з використанням якої в майбутньому можна отримати оцінки моментних функцій вищих порядків.

3.2.1 Оцінювання періоду усталеного ЗВП

Оскільки період випадкового процесу, згідно з припущеннями наведеними у другому розділі, повинен дорівнювати періоду електричної стимуляції зорової системи людини при реєстрації усталеного ЗВП, тому необхідно практично довести це твердження та перевірити адекватність використання запропонованої моделі. Тому для оцінювання періоду використаємо метод φ – серій детально висвітлений у роботах Приймака М. В. [74] та представимо коротко його ключові етапи застосування щодо досліджуваного процесу.

Спершу розглянемо загальний випадок і вважатимемо $\xi(t)$ випадковим процесом, який реєструють з будь-якої із позицій O_1 чи O_2 . Щоб виконати дискретизацію, першочергово введемо параметр Δt , для якого справедливим є наступний вираз:

$$\Delta t = \frac{T}{N}, N > 2, \quad (3.1)$$

де T – період випадкового процесу $\xi(t)$, N – число відліків на одному періоді. Тоді $\xi_i, i \in \mathbf{Z}$ – випадковим стохастично періодичним сигналом з дискретним часом (випадковою послідовністю) обсягом n і дискретним періодом $N = \frac{T}{\Delta t}$. Введемо також позначення $L = \left\lceil \frac{n}{N} \right\rceil$, $[\cdot]$ – математична функція отримання цілого числа із дробового.

Для подальшої реалізації методу введемо два взаємозв'язані поняття φ – сітки та відповідної φ – серії. Тобто, кожній φ_i – сітці (впорядкована множина точок, множина визначення) відповідає φ_i – серія (множина значень).

Нехай φ_i належить проміжку $[0, T)$ і визначається наступним чином:

$$\varphi_i = i\Delta t, i \in \overline{[0, N-1]}, \quad (3.2)$$

тоді φ_i – сіткою вважатимемо впорядковану множину точок задану на дійсній осі, що відображає повну реалізацію досліджуваного процесу, і визначається наступним виразом:

$$\{\varphi_i + lN, l \in \overline{[0, L-1]}, l \in \mathbf{Z}\}. \quad (3.3)$$

Об'єднання φ_i – сіток позначимо як $\overline{\varphi} = \bigcup_{i=0}^{N-1} \{\varphi_i + lN\}$, що відобразить множину усіх дискретизованих відліків випадкового процесу $\xi(t)$. Зафіксувавши значення параметру $i \in \overline{[0, N-1]}$ отримаємо вкладену відносно процесу $\xi(t)$ послідовність, яку назвемо φ_i – серією [74] і зобразимо у вигляді:

$$\xi_{\varphi_i + lN}, l \in \mathbf{Z}. \quad (3.4)$$

Тоді випадковий процес $\xi(t)$ зобразимо як стохастично-періодичну випадкову послідовність використавши φ_i –серії:

$$\xi(i\Delta t + lN) = \xi_{\varphi_i + lN} = \xi_{i,l}, i = \overline{[0, N-1]}, l \in \mathbf{Z}. \quad (3.5)$$

Основною властивістю φ_i –серій є те, що вони є стаціонарними та стаціонарно зв'язаними випадковими послідовностями, що дозволяє будувати оцінки їхніх ймовірнісних характеристик за допомогою відомих методів статистичного аналізу стаціонарних випадкових процесів.

Наступним ключовим етапом для оцінювання періоду стохастично-періодичного випадкового процесу з дискретним часом є введення множини “пробних періодів” та обчислення відповідної статистики для кожного з них.

Нехай на основі апріорних даних є відомі числа p та q , що задовольняють наступній нерівності:

$$p\Delta t \leq N \leq q\Delta t < 2N, \quad (3.6)$$

і стохастично-періодичну випадкову послідовність зобразимо у вигляді:

$$(\xi_0, \dots, \xi_i, \dots, \xi_{n-1}), \quad \xi_i = \xi_{\varphi_i}. \quad (3.7)$$

тоді для кожного “пробного періоду” $s \in \overline{[p, q]}$, ввівши $k_s = \left[\frac{n}{s} \right]$ та прирівнявши

$i = s$ у зображенні (3.7) сформуємо прямокутну матрицю:

$$\Xi^{(s,n)} = \begin{pmatrix} \xi_0 & \dots & \xi_j & \dots & \xi_{s-1} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \xi_{(l-1)s} & \dots & \xi_{(l-1)s+j} & \dots & \xi_{ls-1} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \xi_{(k_s-1)s} & \dots & \xi_{(k_s-1)s+j} & \dots & \xi_{k_s s-1} \end{pmatrix}. \quad (3.8)$$

Основна ідея методу φ -серій для оцінювання періоду полягає у тому, що коли кількість відліків на одному періоді співпадатиме із числом “пробного” періоду, тобто $s = N$, то елементи j -ого стовпчика $\xi_j, \xi_{N+j}, \dots, \xi_{(k_N-1)N+j}$, $j = \overline{0, N-1}$ матриці (3.8) формуватимуть вибірку φ_j -серії, а k_s дорівнюватиме кількості періодів, що входять у реалізацію. У випадку, коли $s \neq N$, то в j -ому стовпчику $j = \overline{0, s-1}$ будуть розміщені елементи вибірок кількох різних φ_j -серій. Для кожного стовпця матриці $\Xi^{(s,n)}$ обчислимо його середнє значення і сформуємо відповідний вектор із отриманих результатів:

$$\mathbf{H}^{(s,n)} = \left(\gamma_0^{(s,n)}, \dots, \gamma_j^{(s,n)}, \dots, \gamma_{s-1}^{(s,n)} \right), \quad (3.9)$$

де $\gamma_j^{(s,n)} = \frac{1}{k_s} \sum_{j=1}^{k_s} \xi_{(l-1)s+j}$, $j = \overline{0, s-1}$. При $s = N$ компонента $\gamma_j^{(N,n)}$ буде оцінкою

математичного сподівання відповідної φ_j -серії.

Для кожного “пробного періоду” $s \in \overline{[p, q]}$ побудуємо матрицю (3.8) та отримаємо на її основі відповідний вектор (3.9). Для знаходження оцінки періоду сформуємо на отриманій множині новий вектор визначений наступним чином:

$$\mathbf{\Pi}^{(n)} = \left(h_p^{(n)}, \dots, h_s^{(n)}, \dots, h_q^{(n)} \right), \quad (3.10)$$

елементи якого будуть $h_s^{(n)} = \max_{j=0,s-1} \gamma_s^{(s,n)} - \min_{j=0,s-1} \gamma_s^{(s,n)}$ розмахом порядкових статистик випадкових величин вектору (3.9).

Припустимо, що кожен j -ий стовпець матриці (3.8) відображає відповідні φ_j -серії, середні значення яких не є однаковими. Відповідно за оцінку періоду \hat{T} випадкового досліджуваного процесу ξ_i з дискретним часом буде прийнято те значення “пробного періоду”, розмах $h_s^{(n)}$ якого буде максимальним, тобто:

$$\hat{T} = \max_s h_s^{(n)} \cdot \Delta t. \quad (3.11)$$

Прийнявши оцінку періоду \hat{T} за відповідне значення періоду, отримаємо відповідні оцінки періодичних ймовірнісних характеристик (2.30) та (2.31). Результати оцінювання періоду для усталеного ЗВП наведено у розділі 4.

3.2.2 Перевірка статистичних гіпотез щодо нормальності розподілу та стаціонарності φ -серій

Як було вказано у попередньому пункті, що φ_i -серії є стаціонарними та стаціонарно зв’язаними випадковими послідовностями, тому розглянемо детальніше відповідні наслідки, що випливають на основі цих властивостей. Використавши означення стаціонарного випадкового процесу у вузькому розумінні та стаціонарно зв’язаних (у вузькому розумінні) випадкових процесів [59], будемо стверджувати наступне: k -вимірна функція розподілу кожної з послідовностей (3.4) не залежить від будь-якого зсуву M по сукупності аргументів:

$$\begin{aligned} F_{i_k}(x_1, \dots, x_k; l_1, \dots, l_k) &= \mathbf{P}(\xi_i(l_1) < x_1, \dots, \xi_i(l_k) < x_k) = \\ &= F_{j_k}(x_1, \dots, x_k; l_1 + M, \dots, l_k + M), \quad l_1, \dots, l_k, \quad \forall M \in \mathbf{Z} \end{aligned} \quad (3.12)$$

та взаємна $k + m$ -вимірна функція розподілу для різних серій φ_j та φ_q також не залежить від зсуву M по сукупності аргументів:

$$\begin{aligned}
 & F_{jq_{k+m}}(x_1, \dots, x_k, y_1, \dots, y_m; l_1, \dots, l_{k+m}) = \\
 & \mathbf{P}(\xi_j(l_1) < x_1, \dots, \xi_j(l_k) < x_k, \xi_q(l_{k+1}) < y_1, \dots, \xi_q(l_{k+m}) < y_m) = \\
 & F_{jq_{k+m}}(x_1, \dots, x_k, y_1, \dots, y_m; l_1 + M, \dots, l_{k+m} + M), \quad l_1, \dots, l_{k+m}, \quad \forall M \in \mathbf{Z}.
 \end{aligned} \tag{3.13}$$

Для практичного підтвердження властивостей функції розподілу φ_i – серій (3.12) та (3.13) здійснимо для кожної з них візуальний аналіз, побудувавши гістограму та графік Q-Q (quantile-quantile plot), та застосуємо критерії перевірки на нормальність, а саме: критерій згоди χ^2 – Пірсона, Шапіро-Вілка, Д’Агостіно. З метою отримання наочного представлення та висунення основної гіпотези щодо можливого розподілу першочергово побудуємо гістограму.

Згідно з широко вживаним алгоритмом [59, 75] основною ідеєю при побудові гістограми є наступне: розмах φ_i – серії розбивається на рівні інтервали. Для кожного інтервалу обчислюють кількість елементів φ_i – серії, що належать йому. На основі цих значень будують графічне зображення – гістограму. Важливо при побудові гістограми оцінити оптимальну кількість інтервалів розбиття. Для цього можна застосувати відповідні формули Стерджеса, Скотта, Фрідмана, Ріса (усі є реалізовані у бібліотеці NumPy, що буде використано у подальшій практичній реалізації) [75-78].

Згідно з вказаним алгоритмом виконано побудову гістограм для кожної з φ_i – серій усталеного ЗВП зареєстрованого при різних частотах стимуляції. На рис. 3.2 представлено лише незначну частину результатів у вигляді гістограм для відповідних φ_1 та φ_2 -серій (для обчислення кількості інтервалів розбиття використано формулу Стерджеса).

Побудова гістограми дозволяє отримати лише наочне уявлення про щільність розподілу досліджуваної послідовності, в нашому випадку окремої φ_i –

серії. Для прикладу, побудувавши низку гістограм для значної кількості зареєстрованих сигналів та відповідних φ_i –серій та візуально проаналізувавши основну тенденцію щодо їх форми, будемо припускати про гіпотетичний нормальний (гаусівський) розподіл досліджуваних послідовностей.

Застосуємо також ще один метод візуального аналізу для висунення можливої гіпотези щодо щільності розподілу досліджуваної послідовності – графік Q-Q. Основна ідея при побудові якого полягає у порівнянні двох розподілів ймовірностей (у нашому випадку теоретичного та на основі реальної вибірки), попарно співставляючи їх відповідні квантілі. У разі схожості розподілів точки в більшості повинні належати прямій $y = x$. Таку тенденцію спостерігають у досліджуваному випадку і вона відображена на рис. 3.3 у вигляді графіка Q-Q для φ_2 -серії усталеного ЗВП.

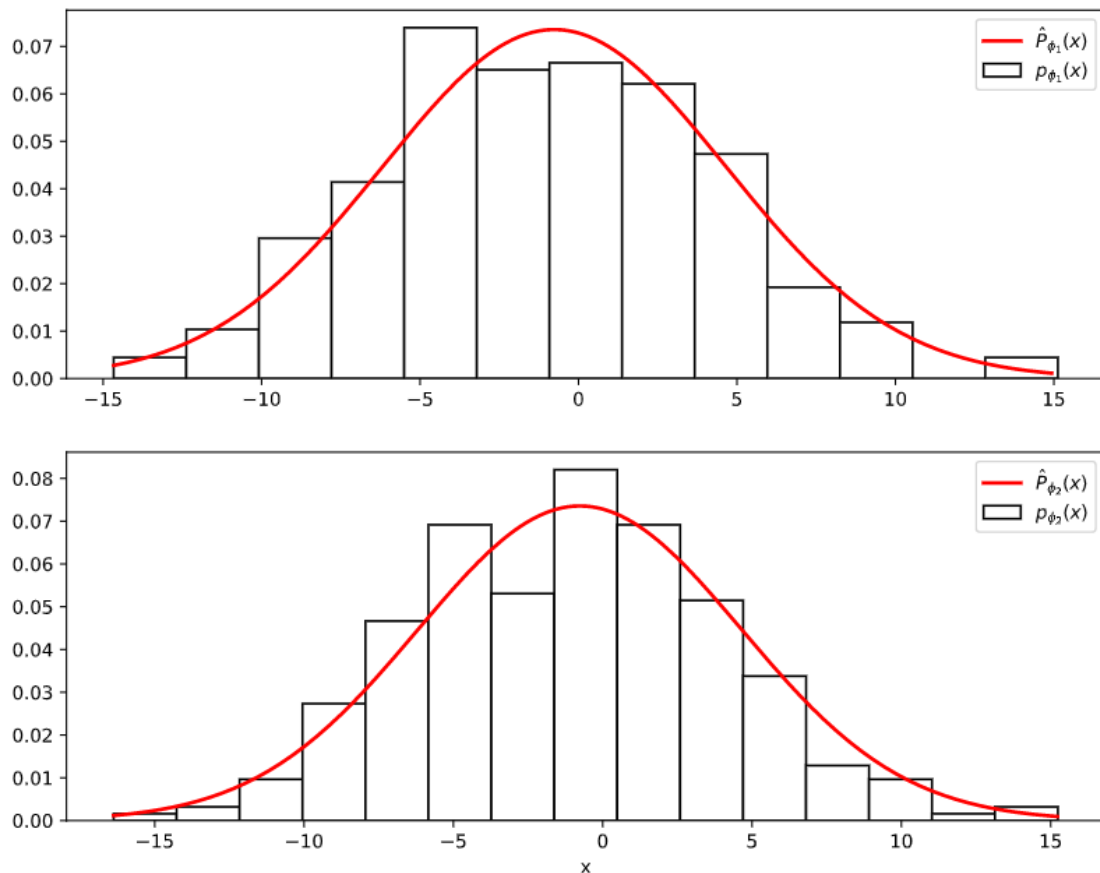


Рисунок 3.2 – Реалізації гістограм та статистичної щільності розподілу для φ_1 та φ_2 -серій усталеного ЗВП зареєстрованого при частоті стимуляції $F_s = 10$ Гц

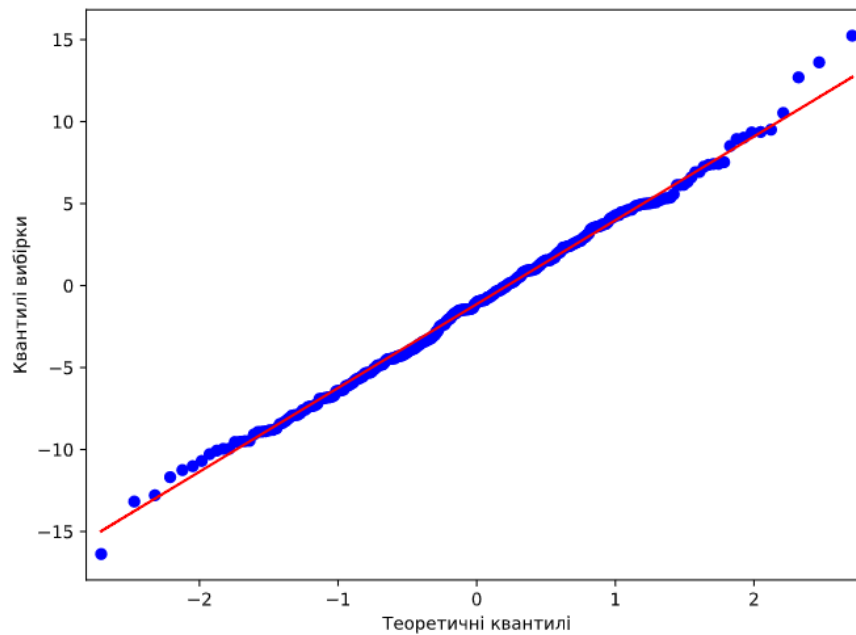


Рисунок 3.3 – Реалізація графіку Q-Q для φ_2 -серії усталеного ЗВП зареєстрованого при частоті стимуляції $F_s=10$ Гц

Виконавши візуальний аналіз і отримавши відповідні гістограми та графіки Q-Q досліджуваних φ -серій, висунемо наступні статистичні гіпотези:

H_0 : послідовність, що складає окрему φ -серію, має щільність нормального розподілу із параметрами a та σ .

H_1 : послідовність, що складає окрему φ -серію, не має щільність нормального розподілу із параметрами a та σ .

Щоб достовірно підтвердити міркування щодо нормального розподілу застосуємо послідовно критерій узгодженості Пірсона (критерій χ^2), Шапіро-Вілка та Д'Агостіно для перевірки вище зазначених гіпотез.

Основна суть критерію узгодженості Пірсона χ^2 полягає у наступному [77]: при $n \rightarrow \infty$ та за умови істинності основної гіпотези випадкова величина χ^2 матиме χ^2 -розподіл Пірсона із $(m-s-1)$ ступенями вільності. Тобто, при істинності гіпотези H_0 , справедливою буде наступна нерівність:

$$\chi^2 \leq h_{m-s-1, 1-\alpha}, \quad (3.14)$$

де $h_{m-s-1, 1-\alpha}$ – квантиль рівня $(1-\alpha)$ χ^2 – розподілу із $(m-s-1)$ ступенями вільності. При справедливості гіпотези H_1 нерівність (3.14) не виконається. Отримані результати застосування критерію χ^2 у табличному вигляді представлено у таблиці В.1:

Критерій перевірки Шапіро-Вілка [79, 80] для досліджуваної послідовності $\xi_{\varphi_i} = (\xi_i, \xi_{i+N}, \xi_{i+2N}, \dots, \xi_{i+LN})$, відповідної φ_i – серії обчислюють за формулою:

$$W = \frac{\left(\sum_{i=1}^L a_i \xi_{\varphi_i}^{(i)} \right)^2}{\sum_{i=1}^L (\xi_{\varphi_i} - \hat{x})^2}, \quad (3.15)$$

де a_i – таблично задані коефіцієнти для розрахунку критерію, $\xi_{\varphi_i}^{(i)}$ – порядкова i – та статистика, \hat{x} – середнє значення для послідовності $(\xi_i, \xi_{i+N}, \xi_{i+2N}, \dots, \xi_{i+LN})$.

У разі істинності статистичної гіпотези H_0 обчислене p – значення для статистики (3.15) повинне бути більшим за рівень статистичної значущості α (у досліджуваному випадку $\alpha = 0.05$). Результати застосування критерію перевірки Шапіро-Вілка наведені у таблиця В.2.

Застосуємо до досліджуваних послідовностей критерій перевірки Д’Агостіно K^2 , представлений у статті [82, 83], який враховує у результируючій статистиці значення ексцесу (кількісна оцінка міри стрімкості кривої розподілу) та асиметрії (кількісна оцінка, що відображає міру зсуву розподілу вліво чи вправо) для визначення відхилення від нормального розподілу, та заданий наступним чином:

$$K^2 = Z_1(g_1)^2 + Z_2(g_2), \quad (3.16)$$

де g_1 – оцінка асиметрії, а g_2 – оцінка ексцесу, $Z_1(\cdot)$ – модифікована оцінка асиметрії запропонована Д'Агостіно у роботі [82], $Z_2(\cdot)$ – модифікована оцінка ексцесу запропонована Анскомбе і Глін у статті [83].

У разі істинності статистичної гіпотези H_0 статистика (3.16) є приблизно розподіленою за законом розподілу χ^2 із 2-ма ступенями свободи, обчислене p – значення має бути більшим за рівень статистичної значущості $\alpha = 0.05$. Результати застосування критерію перевірки Д'Агостіно K^2 наведені у табл. 3.1.

Таблиця 3.1 – Статистика Д'Агостіно для випадково обраних φ – серій усталеного ЗВП зареєстрованого при частоті стимуляції $F_s = 10$ Гц

φ – серія	K^2	p – значення	Прийнята гіпотеза
φ_0	0.702	0.704	H_0
φ_1	0.479	0.787	H_0
φ_2	0.449	0.799	H_0
φ_7	0.979	0.613	H_0
φ_8	0.739	0.691	H_0

На основі результатів отриманих при застосуванні візуального аналізу (гістограма та Q-Q графік) та статистичних критерій перевірки на нормальність χ^2 – Пірсона, Шапіро-Вілка, Д'Агостіно K^2 будемо стверджувати, що послідовність, яка складає окрему φ – серію, має щільність нормального розподілу.

Для перевірки на стаціонарність використаємо параметричні тести: спершу однорідності математичного сподівання, а потім дисперсії досліджуваних послідовностей.

Нехай послідовність $(\xi_i, \xi_{i+N}, \xi_{i+2N}, \dots, \xi_{i+LN})$, яка є відповідною φ_i – серією, розділимо на дві частини при цьому не завжди рівні за обсягом послідовності $X_1 = (\xi_i, \xi_{i+N}, \xi_{i+2N}, \dots, \xi_{i+(d-1)N})$ та $X_2 = (\xi_{i+dN}, \xi_{i+(d+1)N}, \xi_{i+(d+2)N}, \dots, \xi_{i+(L-1)N})$, де $d = \frac{L}{2}$.

Висуємо такі статистичні гіпотези:

H_0 : математичні сподівання двох досліджуваних послідовностей є рівними $a_1 = a_2$.

H_1 : математичні сподівання двох досліджуваних послідовностей не є рівними $a_1 \neq a_2$.

Одним із критеріїв перевірки математичного сподівання на однорідність є критерій t_v – Стюдента, використання якого не вимагає рівності та знання дисперсій (лише їх оцінок) двох порівнювальних послідовностей. Його обчислюють за формулою [84]:

$$t_v = \frac{|\hat{a}_1 - \hat{a}_2|}{\sqrt{\frac{\hat{\sigma}_1^2}{d} + \frac{\hat{\sigma}_2^2}{L-d}}}, \quad (3.17)$$

де \hat{a}_1 та \hat{a}_2 – оцінки математичного сподівання послідовностей X_1 та X_2 відповідно, $\hat{\sigma}_1^2$ та $\hat{\sigma}_2^2$ – оцінки дисперсій послідовностей X_1 та X_2 відповідно.

У разі справедливості гіпотези H_0 статистика (3.17) розподілена за законом

t_v – Стюдента з значенням ступеня свободи $\nu = \frac{\left(\frac{\sigma_1^2}{d} + \frac{\sigma_1^2}{L-d}\right)^2}{\frac{\left(\frac{\sigma_1^2}{d}\right)^2}{d-1} + \frac{\left(\frac{\sigma_2^2}{L-d}\right)^2}{L-d-1}}$. Результати

застосування критерію t_v при $p = 0.95$ наведені у таблиці Г.1.

Для перевірки на рівність дисперсії двох досліджуваних послідовностей використано критерій Фішера [85, 86], статистика якого задається за формулою:

$$F = \frac{\hat{\sigma}_1^2}{\hat{\sigma}_2^2}. \quad (3.18)$$

У разі істинності гіпотези H_0 : дисперсії двох досліджуваних послідовностей є рівними $\sigma_1^2 = \sigma_2^2$, статистика (3.18) є розподіленою згідно F_{v_1, v_2} – розподілу Фішера із числом степенів свободи $v_1 = d - 1$ та $v_2 = L - d - 1$ і справедливою буде така нерівність при заданому рівні довірчої ймовірності p :

$$F \leq F\left(\frac{1-p}{2}, v_1, v_2\right). \quad (3.19)$$

Результати застосування критерію F – Фішера для оцінки рівності дисперсій двох послідовностей, що в сукупності послідовно складають відповідну φ – серію при $p = 0.95$ наведені у таблиці Г.2.

Провівши аналіз на рівність (однорідність) математичного сподівання та дисперсії двох послідовностей, що в сукупності складають відповідну φ – серію, з використанням критеріїв t_v – Стюдента та F – Фішера, будемо стверджувати: гіпотеза про стаціонарність φ – серій підтверджена. Це є підставою для застосування широковживаних методів статистичного оцінювання їх ймовірнісних характеристик.

3.2.3 Оцінювання ймовірнісних характеристик усталеного ЗВП

На основі результатів попереднього пункту зробимо наступні висновки: послідовності φ – серій є розподілені за нормальним законом розподілу, а також вони є стаціонарні та стаціонарно зв'язані. Відповідно наступним етапом при послідовному детальному дослідженні властивостей φ – серій є оцінювання їх ймовірнісних характеристик, які є першоджерелом інформативних параметрів,

необхідних для побудови ІТ. Оскільки, нормальний розподіл повністю задається першими двома моментними функціями: математичним сподіванням та кореляційною функцією двовимірного випадкового процесу, тому оцінки саме цих ймовірнісних характеристик є важливими для подальшого аналізу.

Враховавши властивості стаціонарності φ -серій, представимо наступні співвідношення для математичного сподівання, дисперсії та кореляційної функції:

$$\mathbf{M}\xi_i = m_i, \quad \mathbf{D}\xi_i = d_i, \quad i = \overline{0, N-1}. \quad (3.20)$$

$$\begin{aligned} R_i(l_1, l_2) &= \mathbf{M}\left\{\left(\xi_{i,l_1} - m_i\right)\left(\xi_{i,l_2} - m_i\right)\right\} = \\ &= R_i(l_2 - l_1) = R_i(\tau), \quad \tau = l_2 - l_1, \quad i = \overline{0, N-1} \end{aligned} \quad (3.21)$$

Якщо для різних φ_i, φ_k -серій існує їх взаємна кореляційна функція $R_{ik}(l_1, l_2) = \mathbf{M}\left\{\left(\xi_{i,l_1} - m_i\right)\left(\xi_{k,l_2} - m_k\right)\right\}$, то вона залежить лише від різниці аргументів [87]:

$$R_{ik}(l_1, l_2) = R_{ik}(\tau), \quad i, k = \overline{0, N-1}. \quad (3.22)$$

Для оцінки математичного сподівання $\mathbf{M}\xi_i$ на дискретній множині точок застосовують вираз:

$$\hat{m}_i = \frac{1}{L} \sum_{l=0}^{L-1} \xi_{i+lN}, \quad i = \overline{0, N-1}, \quad (3.23)$$

Для оцінки дисперсії $\mathbf{D}\xi_i$ на тій же множині точок представимо формулу з врахуванням дискретності:

$$\hat{d}_i = \frac{1}{L-1} \sum_{l=0}^{L-1} (\xi_{i+lN} - \hat{m}_i)^2, \quad i = \overline{0, N-1}. \quad (3.24)$$

Оцінка кореляційної функції $R_{ij} = \mathbf{M}\{(\xi_i - \mathbf{M}\xi_i)(\xi_j - \mathbf{M}\xi_j)\}$ досліджуваної послідовності визначається згідно з виразом:

$$\hat{R}_{ij} = \frac{1}{L-1} \sum_{l=0}^{L-1} (\overset{\circ}{\xi}_{i+lN} \cdot \overset{\circ}{\xi}_{j+lN}), \quad j = \overline{0, N-1}, \quad j > i, \quad (3.25)$$

де $L = \left\lceil \frac{j-l}{N} \right\rceil$, $\overset{\circ}{\xi}_{i+lN} = \xi_{i+lN} - m_i$, $\overset{\circ}{\xi}_{j+lN} = \xi_{j+lN} - m_j$.

При умові, що $R_i(\tau) \xrightarrow{\tau \rightarrow \infty} 0$, статистика \hat{m}_i є незміщеною і слушною оцінкою математичного сподівання відповідної φ_i -серії та відповідно \hat{d}_i є незміщеною і слушною оцінкою дисперсії [74].

3.2.4 Оцінювання взаємної кореляційної функції двовимірного періодичного процесу

У розділі 2 обґрунтовано математичну модель усталеного ЗВП у вигляді двовимірного ЛПВП та доведено періодичність взаємної кореляційної функції двовимірного процесу $\Xi(t)$, тому для повного аналізу досліджуваного процесу необхідно здійснювати оцінку взаємної кореляційної функції двоканального сигналу.

Нехай випадковий процес, який реєструють за допомогою першого електрода на позиції O_1 , позначимо як $\xi_1(t)$, і відповідно другого на позиції O_2 – $\xi_2(t)$, їхні дискретні зображення як $\xi_{1,i}$ та $\xi_{2,j}$. Аналогічно до виразу (3.21) для одновимірного процесу ξ_i з дискретним часом зобразимо взаємну кореляційну функцію для процесів $\xi_{1,i}$ та $\xi_{2,j}$, які є складовими для двовимірного процесу, і представимо у вигляді:

$$\begin{aligned}
R_{ij}^{\xi_1 \xi_2}(l_1, l_2) &= \mathbf{M} \left\{ \left(\xi_{1, i+l_1 N} - m_i^{\xi_1} \right) \left(\xi_{2, j+l_2 N} - m_j^{\xi_2} \right) \right\} = \\
&= R_{ij}^{\xi_1 \xi_2}(l_2 - l_1) = R_{ij}^{\xi_1 \xi_2}(\tau), \quad \tau = l_2 - l_1, \quad i, j = \overline{0, N-1},
\end{aligned} \tag{3.26}$$

де $m_i^{\xi_1}, m_j^{\xi_2}$ – математичне сподівання для процесів $\xi_{1,i}$ та $\xi_{2,j}$. Представимо оцінку взаємної кореляційної функції заданої (3.26) у скороченому вигляді, замінивши $\overset{\circ}{\xi}_{1, i+l_1 N} = \xi_{1, i+l_1 N} - m_i^{\xi_1}$ та $\overset{\circ}{\xi}_{2, j+l_2 N} = \xi_{2, j+l_2 N} - m_j^{\xi_2}$:

$$R_{ij}^{\xi_1 \xi_2}(l_1, l_2) = \mathbf{M} \{ \overset{\circ}{\xi}_{1, i+l_1 N} \overset{\circ}{\xi}_{2, j+l_2 N} \} \tag{3.27}$$

Нормована взаємна кореляційна функція обчислюється згідно з виразом:

$$r_{ij}^{\xi_1 \xi_2}(l_1, l_2) = \frac{R_{ij}^{\xi_1 \xi_2}(l_1, l_2)}{\sqrt{d_i^{\xi_1} d_j^{\xi_2}}}, \tag{3.28}$$

де $d_i^{\xi_1}, d_j^{\xi_2}$ – математичне сподівання для процесів $\xi_{1,i}$ та $\xi_{2,j}$.

Властивості періодичності взаємної кореляційної функції і відповідно нормованої взаємної кореляційної функції є доведено у розділі 2. Оцінка взаємної кореляційної функції двох послідовностей визначають за формулою:

$$\hat{R}_{ij}^{\xi_1 \xi_2} = \frac{1}{L-1} \sum_{k=0}^{L-1} (\overset{\circ}{\xi}_{1, i+kN} \cdot \overset{\circ}{\xi}_{2, j+kN}), \quad i, j = \overline{0, N-1}, \tag{3.29}$$

де $\overset{\circ}{\xi}_{1, i+kN} = \xi_{1, i+kN} - \hat{m}_i^{\xi_1}$, $\overset{\circ}{\xi}_{2, j+kN} = \xi_{2, j+kN} - \hat{m}_j^{\xi_2}$, $\hat{m}_i^{\xi_1}$ та $\hat{m}_j^{\xi_2}$ – оцінки математичних сподівань послідовностей $\xi_{1,i}$ та $\xi_{2,j}$ відповідно; $L = \left[\frac{n-j}{N} \right]$.

Відповідно вираз (3.28) для процесів з дискретним часом матиме наступний вигляд:

$$\hat{r}_{ij}^{\xi_1 \xi_2} = \frac{\hat{R}_{ij}^{\xi_1 \xi_2}}{\sqrt{\hat{d}_i^{\xi_1} \hat{d}_j^{\xi_2}}}, \quad (3.30)$$

де $\hat{d}_i^{\xi_1}$ та $\hat{d}_j^{\xi_2}$ – оцінки дисперсії послідовностей $\xi_{1,i}$ та $\xi_{2,j}$, отримані згідно з застосуванням формули (3.24).

У розділі 4 наведено графіки оцінок математичного сподівання, дисперсії, кореляційної функції для одноканального усталеного ЗВП та взаємної кореляційної матриці для двоканального досліджуваного сигналу на основі обчисленої оцінки періоду. Отримані результати практично підтверджують адекватність обґрунтованої математичної моделі та правильність теоретичних доведень.

3.3 Ідентифікація інформативних параметрів у інформаційній технології офтальмодіагностики

Отримавши оцінки ймовірнісних характеристик одноканального та двоканального досліджуваного сигналу, постає питання в отриманні інформативних параметрів, на основі яких було б можливо приймати рішення та здійснювати одну із важливих функцій інформаційної технології – діагностику. Результати детального дослідження щодо функції розподілу свідчать про те, що досліджувана послідовність розподілена згідно з нормальним законом, а відповідно основними характеристиками є математичне сподівання взаємна кореляційна функція (для двоканального ЗВП). Це значно спрощує подальшу оцінку та чітко окреслює простір можливих інформативних параметрів, оскільки не потрібно виконувати оцінювання та дослідження моментів вищих порядків у рамках можливостей обґрунтованої математичної моделі – двовимірного ЛПВП.

3.3.1 Ідентифікація інформативних характеристик з використанням ортогонального розкладу математичного сподівання ЗВП

Математичне сподівання одноканального усталеного ЗВП є однією із ймовірнісних характеристик, що відображають досліджуваний процес і на основі якої можна отримати інформативні характеристики для подальшої діагностики. Оскільки, в залежності від частоти дискретизації та стимуляції, обсяг послідовності m_i змінюватиметься, тому необхідно знайти оптимальну кількість коефіцієнтів, які повною мірою відображають досліджувану послідовність. Для цього використаємо ортогональний розклад з використанням базисів функції дискретного аргументу, порівняємо отримані результати розкладу згідно з встановленим критерієм та отримаємо набір діагностичних параметрів.

Розглянемо детальніше функції дискретного аргументу, їх скалярний добуток, лінійний простір та відповідні властивості, які використають для побудови ортогонального розкладу математичного сподівання усталеного ЗВП та отримання значущих коефіцієнтів, що оптимально відображають досліджувану послідовність.

3.3.1.1 Ортогональні базиси функцій дискретного аргументу. Функція дискретного аргументу тотожна об'єкту лінійного простору. Її розглядають як скінченновимірний вектор чи матрицю, при цьому допускаються усі задані на цьому просторі лінійні операції.

Нехай на дійсній числовій осі задана деяка послідовність чисел з використанням арифметичної прогресії $x_k = x_1 + (k-1)h, k \in \overline{[0, N-1]}$, яку в подальшому будемо називати решіткою $X = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_k\}$. При цьому x_1 – перший елемент решітки, h – крок решітки, який найчастіше прирівнюють до 1. Функцією дискретного аргументу називають функцію $f(x)$, що задана на решітці X і приймає множину значень $F = \{f_k = f(x_k), k \in \overline{[0, N-1]}\}$. Тобто функція дискретного аргументу задана певною відповідністю між двома векторами F та X [88].

Введемо поняття лінійного функціонального простору функцій дискретного аргументу і позначимо його як \mathbf{L} , а елементами чи “точками” простору є функції, які розглядають як нескінченновимірні вектори або вектори-функції.

Одною із найбільш важливих операцій над елементами простору \mathbf{L} є операція скалярного добутку двох функцій, яку визначають таким чином:

$$(f_1, f_2) = \sum_{k=0}^{N-1} f_1(x_k) f_2(x_k) j(x_k), \quad (3.31)$$

де $f_1(x), f_2(x)$ – дві функції дискретного аргументу задані на лінійному просторі \mathbf{E} ; $j(x) \geq 0$ – вагова функція або функція стрибків, тобто стрибок у точці $x = x_k$ дорівнює $j(x_k)$.

Кожному елементу $f \in \mathbf{L}$ відповідає дійсне число $\|f\|$, яке називають нормою, і визначають таким способом [88]:

$$\|f\| = (f, f)^{1/2}. \quad (3.32)$$

Лінійний простір із скінченною нормою називають гільбертовим і позначають як \mathbf{L}_2 або $\mathbf{L}_{2,j}$. Другий індекс у зображенні означає, що у визначенні норми (3.32) необхідно врахувати вагову функцію.

Систему функцій $\{f_k(x), k \in \overline{[0, N-1]}\}$ називають ортогональною на решітці X відносно вагової функції $j(x)$, якщо для будь-яких двох елементів цієї системи скалярний добуток дорівнює нулю, тобто:

$$\sum_{x \in X} f_{k_1}(x) f_{k_2}(x) j(x) = 0, \quad (3.33)$$

при цьому $\{f_k(x) \neq 0, k \in \overline{[0, N-1]}\}$ та $k_1 \neq k_2$.

Ортогональні системи функцій застосовуються при побудові цифрових фільтрів, виконання розкладу функції в ряд та отримання найбільш інформативних коефіцієнтів для подальшої діагностики чи вирішення інших подібних завдань.

Для отримання ортонормованої системи функцій $\{\hat{f}_k(x), k \in \overline{[0, N-1]}\}$ необхідно отримати нормовані елементи відповідної ортогональної системи шляхом ділення кожної складової базису функції на її норму $\hat{f}_k(x) = \frac{f_k(x)}{\|f_k(x)\|}$, при цьому справедливим буде наступний вираз [88, 89]:

$$(\hat{f}_k(x), \hat{f}_k(x)) = \sum_{x \in X} \hat{f}_k^2(x) j(x) = 1. \quad (3.34)$$

Розглянемо задачу представлення деякої дійсної функції дискретного аргументу $G(x) \in \mathbf{L}$ з використанням лінійної комбінації функцій із дискретної ортонормованої системи $\{\hat{f}_k(x), k \in \overline{[0, N-1]}\}$, тобто функцію $G(x)$ можна наближено представити у вигляді ряду:

$$G(x) \sim \sum_{k=0}^{N-1} a_k \hat{f}_k(x), \quad (3.35)$$

де a_k – постійні дійсні коефіцієнти розкладу.

Енергія функції дискретного аргументу, яку визначають через скалярний добуток $e = (G, G)$, повинна зберігатись незалежно від базису представлення, що і є однією із найважливіших властивостей ортогонального розкладу. Відповідно для будь-якої функції дискретного аргументу справедливим буде дискретний аналог нерівності Бесселя, тобто сума квадратів коефіцієнтів розкладу не повинна перевищити енергії сигналу:

$$\sum_{k=0}^{N-1} a_k^2 \leq e. \quad (3.36)$$

Нерівність (3.36) часто застосовують для визначення найбільш значущих коефіцієнтів розкладу. Тобто основну інформацію про досліджуваний сигнал відображають перші коефіцієнти: при $k \rightarrow \infty$ матиме місце наближення $a_k \rightarrow 0$. Щоб порівняти результати ортогонального розкладу математичного сподівання усталеного ЗВП за декількома базисами функцій дискретного аргументу, введемо критерій на основі виразу (3.36):

$$e(r) = \frac{\sum_{k=0}^{r-1} a_k^2}{\sum_{i=0}^{N-1} m_i^2}, \quad (3.37)$$

де r – кількість коефіцієнтів розкладу.

Відповідно задача отримання інформаційних характеристик на основі математичного сподівання одноканального усталеного ЗВП зводиться до підбору базису функцій дискретного аргументу та вибору найкращого з використанням критерію (3.37). Обрання найкращого означає наступне: кількість коефіцієнтів розкладу, що відображають значну частку енергії, буде найменшою у порівнянні із аналогічними результатами розкладу за іншими базисами.

3.3.1.2 Ортогональні базиси функцій Чебишева, Кравчука, Лагера дискретного аргументу. Щоб знайти оптимальний базис функцій розглянемо особливості ортогональних поліномів Чебишева, Кравчука і Лагера, а саме: вирази для їх визначення, явні представлення та графічне зображення перших кількох поліномів, формули для знаходження коефіцієнтів ортогонального розкладу, рекурентні співвідношення для послідовного обчислення відповідних поліномів.

Наведемо представлення поліномів Чебишева на проміжку $x \in \overline{[0, N-1]}$ у вигляді [92]:

$$t_r(x) = \sum_{k=0}^r (-1)^{r-k} \binom{r}{k} \binom{r+k}{k} \frac{(N-1)^{[r]}}{(N-1)^{[k]}} x^{[k]}, \quad r \in \overline{[0, N-1]}. \quad (3.38)$$

Для швидкого послідовного обчислення значення полінома Чебишева степені r для будь-якого x застосовують два рекурентних співвідношення:

$$(r+1)t_{r+1}(x) - (2r+1)(2x - N + 1)t_r(x) + r(N^2 - r^2)t_{r-1}(x) = 0, \quad r \in \overline{[1, N-2]}, \quad (3.39)$$

$$(x+2)(x+2-N)t_r(x+2) - [2x^2 + 6x - 2Nx - 3N + 5 + r(r-1)]t_r(x+1) + (x+1)(x+1-N)t_r(x) = 0, \quad r \in \overline{[1, N-3]}. \quad (3.40)$$

Для побудови ортонормованого базису функцій Чебишева дискретного аргументу у роботі було використано рекурентне співвідношення (3.39), що спрощує обчислення при достатньо великих значеннях r і для якого необхідно використовувати явно задані перших кілька поліномів Чебишева. Наведемо зображення перших п'яти поліномів отриманих на основі (3.38):

$$\begin{aligned} t_0(x) &= 1, \\ t_1(x) &= 2x - (N-1), \\ t_2(x) &= 6x^2 - 6x(N-1) + (N-1)(N-2), \\ t_3(x) &= 20x^3 - 30x^2(N-1) - 2x(6N^2 - 15N + 11) + (N-1)(N-2)(N-3), \\ t_4(x) &= 70x^4 - 140x^3(N-1) - 10x^2(9N^2 - 21N + 17) - \\ &\quad - 10x(2N^3 - 9N^2 + 17N - 10) + (N-1)(N-2)(N-3)(N-4). \end{aligned} \quad (3.41)$$

Однією із особливостей функцій Чебишева, які є ортогональними на скінченному інтервалі, є те що вони співпадають із ортонормованими поліномами Чебишева дискретного аргументу. Відповідно ортонормований базис функцій Чебишева, графік якого представлений на рис.3.4, задамо у вигляді:

$$\left\{ f_k^{Cheb}(x) = t_k(x) \|t_k\|^{-1} \right\}, x \in \overline{[0, N-1]}, k = \overline{0, N-1}, \quad (3.42)$$

де $\|t_k\|$ – норма полінома Чебишева; $t_k(x)$ – поліноми Чебишева задані за формулою (3.38) та отриманні з використанням рекурентного співвідношення (3.39).

Розглянемо процес розкладу в ортогональний ряд на основі базису функцій Чебишева будь-якої функції дискретного аргументу $G(x) \in \mathbf{L}_2$. Для цього необхідно знайти відповідні коефіцієнти a_k , для яких повинен бути справедливим вираз:

$$G(x) = \sum_{k=0}^{N-1} a_k f_k^{Cheb}(x). \quad (3.43)$$

Перемножимо праву та ліву частину рівності (3.43) на $f_k^{Cheb}(x)$ і отримаємо:

$$\sum_{x=0}^{N-1} f_k^{Cheb}(x) G(x) = \sum_{k=0}^{N-1} a_k \sum_{x=0}^{N-1} f_k^{Cheb}(x) f_k^{Cheb}(x) = a_k \frac{N(N^2-1)\dots(N^2-k^2)}{2k+1}. \quad (3.44)$$

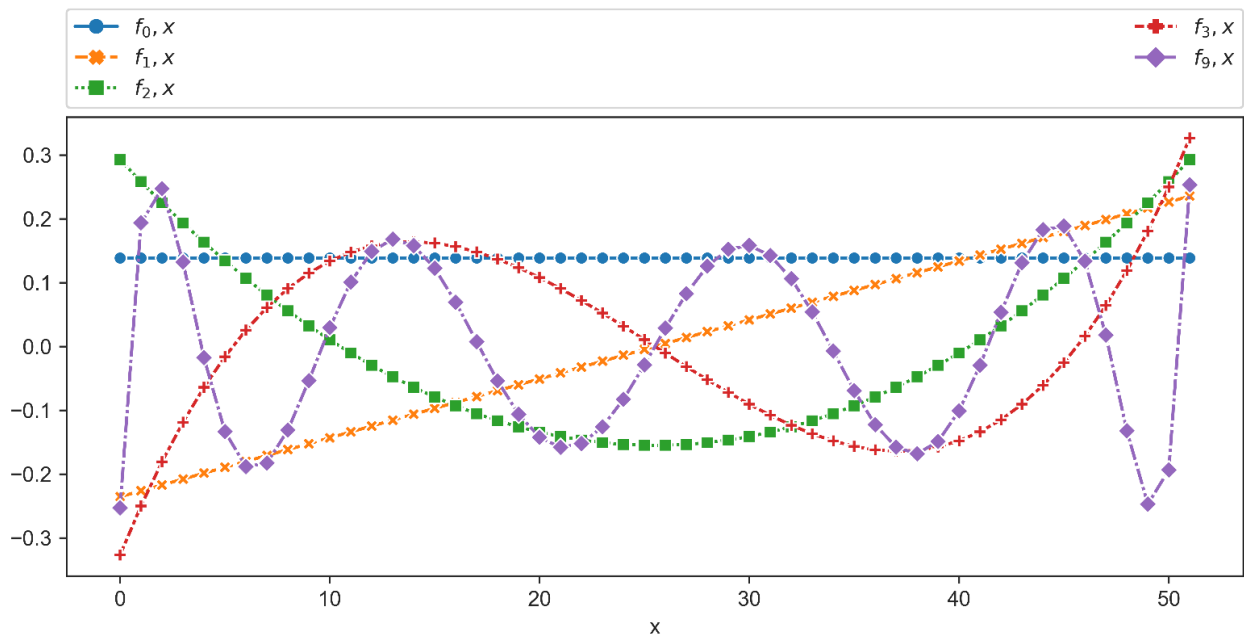


Рисунок 3.4 – Функції Чебишева дискретного аргументу

Відповідно на основі (3.44) знаходимо загальну формулу для знаходження коефіцієнтів ортогонального розкладу за базисом функцій Чебишева дискретного аргументу:

$$a_k = \frac{2k+1}{N(N^2-1)\dots(N^2-k^2)} \sum_{x=0}^{N-1} G(x) f_k^{Cheb}(x), k \in \overline{[0, N-1]}. \quad (3.45)$$

Для порівняння функцій дискретного аргументу, які би оптимально відображали досліджувану послідовність, розглянемо також поліноми Кравчука, які задані на дискретній множині точок $x \in \overline{[0, N-1]}$ і є дискретним аналогом поліномів Якобі неперервного аргументу [93]. Вагова функція поліномів задовольняє умові $\sum_{x=0}^N j(x) = 1$ визначається згідно з біноміальним розподілом:

$$j(x) = \binom{N}{x} p^x q^{N-x}, p > 0, q > 0, p + q = 1, \quad (3.46)$$

а поліноми Кравчука визначаються згідно з виразом:

$$\begin{aligned} k_x(x, p, N) = k_r(x) &= \sum_{k=0}^r (-1)^{r-k} \binom{N-k}{r-k} \binom{x}{k} p^{r-k} q^k = \\ &= \frac{1}{r!} \sum_{k=0}^r (-1)^{r-k} \binom{r}{k} p^{r-k} (N-k)^{[r-k]} x^{[k]}, r \in \overline{[0, N-1]}. \end{aligned} \quad (3.47)$$

Для спрощення обчислення та побудови ортонормованого базису функцій Кравчука дискретного аргументу у роботі було використано рекурентне співвідношення:

$$(r+1)k_{r+1}(x) = [x - r(1-2p) - pr]k_r(x) - pq(N-r+1)k_{r-1}(x), r \in \overline{[1, N-1]}, \quad (3.48)$$

при цьому перші чотири поліноми Кравчука мають таке зображення:

$$\begin{aligned}
 k_0(x) &= 1, \\
 k_1(x) &= x - pN, \\
 k_2(x) &= \frac{1}{2} \left[x^2 + (p - q - 2pN)x + p^2 N(N - 1) \right], \\
 k_3(x) &= \frac{1}{6} \{ x^3 + 3p(q + N)x^2 + [3p^2(N - 1)(N - 2) + \\
 &\quad + 3p(N - 2)]x - p^3 N(N - 1)(N - 2) \}.
 \end{aligned} \tag{3.49}$$

Базис функцій Кравчука задається наступним чином:

$$\left\{ f_k^{Kr}(x) = \frac{k_k(x) \sqrt{j(x)}}{\|k_k\|} \right\}, x \in \overline{[0, N - 1]}, k = \overline{0, N - 1}, \tag{3.50}$$

де $\|k_k\| = \sqrt{\binom{N}{k} (p \cdot q)^k}$ – норма полінома Кравчука; $k_k(x)$ – поліноми Кравчука задані (3.47) та отриманні з використанням рекурентного співвідношення (3.48).

Для розкладу в ортогональний ряд функції дискретного аргументу $G(x) \in \mathbf{L}_2$ з використанням поліномів Кравчука необхідно знайти відповідні коефіцієнти a_k , що відповідатимуть наступній рівності:

$$G(x) = \sum_{k=0}^{N-1} a_k f_k^{Kr}(x). \tag{3.51}$$

і визначатимуться згідно з виразом $a_k = \left[\binom{N}{k} (pq)^k \right]^{-1} \sum_{x=0}^{N-1} j(x) G(x) f_k^{Kr}(x)$.

Графіки функцій Кравчука дискретного аргументу, що є ортогональними на скінченному інтервалі, зображено на рис. 3.5 та отримані згідно з (3.48).

Поліноми Лагера [89, 90] аналогічно до поліномів Кравчука та Чебишева дискретного аргументу також задані на дискретній множині точок $x \in \overline{[0, N-1]}$ і їх вагова функція має такий вигляд:

$$j(x) = e^{-\lambda x}, \lambda > 0. \quad (3.52)$$

Наведемо формулу для визначення поліномів Лагера, які використають для побудови відповідного ортонормованого базису функцій дискретного аргументу [86]:

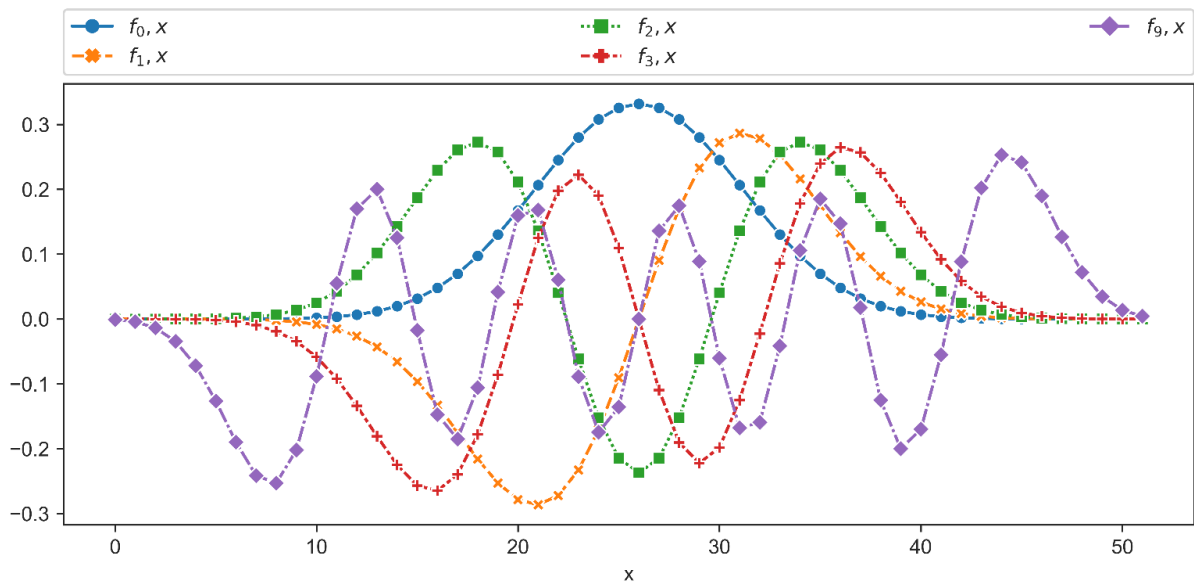


Рисунок 3.5 – Функції Кравчука дискретного аргументу ($p = 0.5, q = 0.5$)

$$l_k(x) = (-1)^k \sum_{i=0}^k (-1)^i \binom{k}{i} \frac{(x+i)^{[r]}}{k} e^{-\lambda i} = \frac{b^k}{(b+1)^k} \sum_{i=0}^k \binom{k}{i} \frac{(-1)^i x^{[i]}}{b^i i!}, \quad (3.53)$$

де $x, k \in \overline{[0, N-1]}$, $b = (e^\lambda - 1)^{-1}$.

На відміну від побудови вищеописаних базисів функцій дискретного аргументу, при яких використовувалось рекурентні співвідношення, для отримання базису функцій Лагера застосуємо вираз і результат представимо на рис.3.6:

$$\left\{ f_k^{Lag}(x) = (-1)^k e^{\frac{-\lambda x}{2}} l_k(x) \hat{l}_k(x) \right\}, x \in \overline{[0, N-1]}, k = \overline{0, N-1}, \quad (3.54)$$

де $\hat{l}_k(x) = \sqrt{e^{\lambda k} (1 - e^{-\lambda})}$; $l_k(x)$ – поліноми Лагера задані (3.53).

Для розв'язку задачі розкладу функції дискретного аргументу $G(x) \in \mathbf{L}_2$ в ортогональний ряд з використанням поліномів Лагера скористаємось наступним виразом:

$$G(x) = \sum_{k=0}^{N-1} a_k f_k^{Lag}(x), \quad (3.55)$$

де $a_k = \sum_{x=0}^{N-1} j(x) G(x) f_k^{Lag}(x) = \sum_{x=0}^{N-1} e^{-\lambda x} G(x) f_k^{Lag}(x)$ – коефіцієнти ортогонального розкладу.

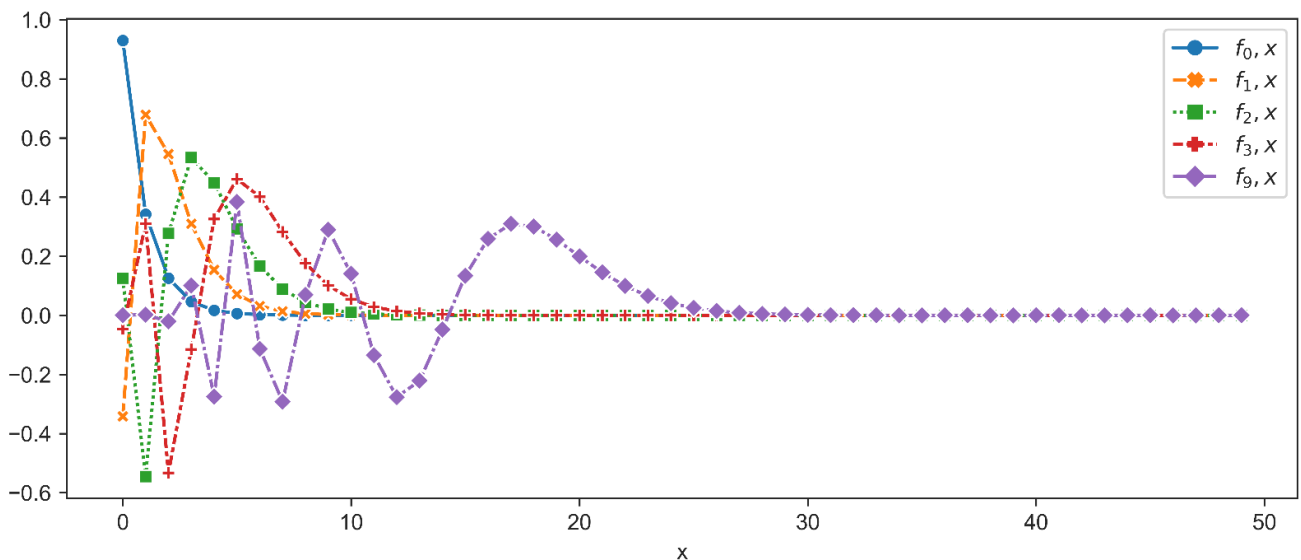


Рисунок 3.6 – Функції Лагера дискретного аргументу

Щоб обрати найкращий базис функцій дискретного аргументу серед базисів функцій Чебишева, Лагера та Кравчука у роботі було використано критерій (3.37).

Областю визначення $e(r)$ є діапазон $[0, 1]$, що відображає енергетичний вклад перших коефіцієнтів ортогонального розкладу за базисом Лагера, Чебишева та Кравчука у повну енергію математичного сподівання ЗВП на одному періоді. При цьому задаючи величину $e(r)$, можемо визначити відповідну кількість коефіцієнтів розкладу. Представлення оцінки математичного сподівання за вищерозглянутими базисами, графіки коефіцієнтів розкладу та порівняльна таблиця їхньої кількості при виконанні умови $e(r) = 0.95$ детально наведені у розділі 4.

3.3.2 Ідентифікація інформативних характеристик з використанням двовимірного розкладу Карунена-Лоева

У попередньому пункті розв'язано задачу ідентифікації інформаційних характеристик на основі представлення математичного сподівання одноканального усталеного ЗВП з використанням базису ортогональних функцій дискретного аргументу. Це дозволило зменшити розмірності даних, втративши найменшу кількість інформації, і в результаті отримати оптимальну кількість коефіцієнтів розкладу, що відображають заданий відсоток енергії досліджуваної послідовності. Згідно з вищеописаними твердженнями щодо нормального розподілу двовимірного випадкового процесу, взаємна кореляційна функція двоканального усталеного ЗВП є також ймовірнісною характеристикою, що задає досліджуваний процес. Відповідно виникає наступна задача ідентифікації інформативних характеристик на основі кореляційної функції.

Для вирішення вищевказаного завдання використовують розклад Карунена-Лоева (Karhunen-Loeve expansion/transform – KLE чи KLT) внаслідок простоти його застосування та повністю дослідженого математичного апарату [94-100]. Також KLT називають методом головних компонент (Principal Component Analysis – PCA) або перетворенням Хоттелінга.

Розглянемо детально перетворення KLT. Нехай задано випадковий процес $\xi(t)$ визначений на певній часовій множині $t \in T$ і для якого є існує його кореляційна функція $R_\xi(t_1, t_2)$. Тоді відповідний центрований випадковий процес

$\overset{\circ}{\xi}(t)$ може бути представлений у вигляді послідовності незалежних випадкових величин $a_i, i \in \mathbf{N}$:

$$\overset{\circ}{\xi}(t) = \sum_{i=1}^{\infty} \sqrt{\lambda_i} a_i \phi_i(t), \quad (3.56)$$

$\{\phi_i(t)\}$ – множина базисних ортогональних функцій заданих на просторі L_2 , a_i – незалежні коефіцієнти, такі що $\mathbf{M}(a_i) = 0$ та $\mathbf{M}(a_i a_j) = \delta_{ij} = \begin{cases} 1, i = j, \\ 0, i \neq j. \end{cases}$

У роботі [99] представлено та доведено теорему згідно з якою λ_i та $\phi_i(t)$ задовольняють умову:

$$\int_T K_{\xi}(t_1, t_2) \phi_i(t_2) dt_2 = \lambda_i \phi_i(t_1), \quad (3.57)$$

при цьому $\{\lambda_i, i \in \mathbf{N}\}$ та $\{\phi_i(t), i \in \mathbf{N}\}$ будуть відповідно власними значеннями та власними функціями коваріаційної функції $K_{\xi}(t_1, t_2)$ випадкового процесу $\xi(t)$, а коефіцієнти розкладу будуть визначені як:

$$a_i = \frac{1}{\sqrt{\lambda_i}} \int_T \overset{\circ}{\xi}(t) \phi_i(t) dt. \quad (3.58)$$

Автори у роботі [96, 99] на основі виразів (3.57) та (3.58) і ввівши $\overset{\circ}{\xi}(t) = \lim_{p \rightarrow \infty} \sum_{i=1}^p \sqrt{\lambda_i} \xi_i \phi_i(t)$, доводить, що середньоквадратична похибка при обчисленнях наближається до нуля, тобто:

$$\mathbf{M}(\overset{\circ}{\xi}(t) - \lim_{p \rightarrow \infty} \sum_{i=1}^p \sqrt{\lambda_i} \xi_i \phi_i(t))^2 \rightarrow 0. \quad (3.59)$$

Як висновок, KLT повністю зводиться до знаходження коваріаційної функції досліджуваного процесу та відповідних власних векторів та її власних значень. Отримавши відповідні значення, можемо з мінімальною похибкою зобразити досліджуваний сигнал з використанням N базисних ортогональних функцій $\{\phi_i(t)\}$.

Для вирішення практичної задачі ідентифікації інформативних характеристик на основі використання розкладу Карунена-Лоева розглянемо далі його властивості щодо процесів з дискретним часом. Крім того, відповідно до обґрунтованої у другому розділі моделі, потрібно враховувати взаємозв'язок між обома каналами реєстрації ЗВП. І, нарешті, враховуючи стохастичну періодичність досліджуваного сигналу, інформативні характеристики будемо ідентифікувати виходячи із зображення Карунена-Лоева на одному періоді стимулу. При цьому необхідні статистичні оцінки можна отримати з використанням φ – серій.

Нехай позначимо дискретні центровані N -періодичні послідовності як $X_i = \xi_{1,i} - \mathbf{M}\xi_{1,i}$ та $Y_i = \xi_{2,i} - \mathbf{M}\xi_{2,i}$, що отримані в результаті дискретизації з кроком Δt сигналів зареєстрованих із двох відповідних електродів O_1 та O_2 . Для врахування взаємодії між двома каналами введемо випадкову послідовність такого виду:

$$Z_i = \begin{cases} X_i, & 0 \leq i \leq N-1 \\ Y_{i-N}, & N \leq i \leq 2N-1 \end{cases} \quad (3.60)$$

Задача KLT для послідовності (3.60) переходить у задачу оцінки її взаємної кореляційної матриці [97], яка представлена у вигляді:

$$R_{i,j}^Z = \begin{cases} \mathbf{M}(X_i X_j), & 0 \leq i, j < N-1 \\ \mathbf{M}(X_i Y_{j-N}), & 0 \leq i < N-1 \leq j < 2N-1 \\ \mathbf{M}(X_j Y_{i-N}), & 0 \leq j < N-1 \leq i < 2N-1 \\ \mathbf{M}(Y_{i-N} Y_{j-N}), & N-1 \leq i, j < 2N-1 \end{cases} \quad (3.61)$$

де $\mathbf{M}(X_i X_j), \mathbf{M}(Y_{i-N} Y_{j-N})$ – відповідні автокореляційні функції послідовностей X_i та Y_i обчислені із використанням (3.25); $\mathbf{M}(X_i Y_{j-N}) = \mathbf{M}(X_j Y_{i-N})$ – відповідні кореляційні функції обчислені за (3.29), що характеризують взаємозв'язок між послідовностями X_i та Y_i .

Простим у імплементації способом отримання оцінки математичного сподівання та кореляційної функції є метод φ -серій, що був детально описаний у п.3.2.3. Представимо центровану N – періодичну послідовність X_i (або Y_i) у вигляді матриці \mathbf{X} (або \mathbf{Y}), кожен рядок якої представляє центровану φ -серію:

$$\mathbf{X} = \begin{pmatrix} \xi_{0,0} - m_0 & \xi_{0,1} - m_0 & \cdots & \xi_{0,L-1} - m_0 \\ \xi_{1,0} - m_1 & \xi_{1,1} - m_1 & \cdots & \xi_{1,L-1} - m_1 \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ \xi_{N-1,0} - m_{N-1} & \xi_{N-1,1} - m_{N-1} & \cdots & \xi_{N-1,L-1} - m_{N-1} \end{pmatrix}, \quad (3.62)$$

де $L = \left\lceil \frac{n}{N} \right\rceil$, n – обсяг досліджуваних послідовностей X_i чи Y_i (величини обсягу повинні бути однаковими).

Тоді N -періодичну випадкову послідовність Z_i представимо у матричному вигляді, як результат конкатенації центрованих матриць X_i, Y_i послідовностей:

$$\mathbf{Z} = \begin{pmatrix} \mathbf{X} \\ \mathbf{Y} \end{pmatrix}. \quad (3.63)$$

Побудуємо квадратну матрицю розміром $(2N \times 2N)$, елементи якої є асимптотично незсуненими та конзистентними оцінками відліків кореляційної матриці (3.61):

$$\mathbf{R} = \frac{1}{m}(\mathbf{Z} \times \mathbf{Z}^T). \quad (3.64)$$

Завершальним етапом KLT є отримання набору власних векторів $\{\phi_{1,i}, \phi_{2,i}, \dots, \phi_{k,i}\}$ та відповідних власних значень $\{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_k\}, k \in \overline{[0, N-1]}$ кореляційної матриці \mathbf{R} з використанням готового ітераційного алгоритму.

Для оцінки оптимальної кількості елементів розкладу, що з мінімальними втратами відображали б досліджувану вхідну послідовність Z_i (3.60) використовують наступний критерій [100]:

$$e(m) = \frac{\sum_{k=0}^{m-1} \lambda_k}{tr\mathbf{R}} = \frac{\sum_{k=0}^{m-1} \lambda_k}{\sum_{k=0}^{N-1} \lambda_k}, m < N, \quad (3.65)$$

де $e(m)$ – відображає відсоток енергії вхідної послідовності, яку вносять перші m складових розкладу, $tr\mathbf{R}$ – повна енергія послідовності чи слід кореляційної матриці. Критерій є наслідком властивості KLT, а саме: дисперсія досліджуваної послідовності, оцінки якої відображені на головній діагоналі кореляційної матриці, дорівнює сумі її власних значень.

Другим критерієм оцінки оптимальної кількості коефіцієнтів розкладу є правило Кайзера [100]:

$$\lambda_k > \frac{tr\mathbf{R}}{2N}. \quad (3.66)$$

Згідно з (3.66) інформативними будуть ті власні вектори з відповідними власними значеннями, значення яких є більші за потужність вхідної послідовності $\frac{tr\mathbf{R}}{2N}$.

Результати ідентифікації інформативних характеристик із використанням двовимірного КЛТ для двоканального усталеного ЗВП зареєстрованого при різних частотах стимуляції, обчислені значення критеріїв (3.65) та (3.66) представлені у наступному розділі.

3.4 Формування діагностичного простору

Будемо вважати інформативними параметрами для двоканального усталеного ЗВП є коефіцієнти ортогонального розкладу за базисом функцій Чебишева (практичні результати та обґрунтування доцільності використання наведено п.4.4.3) оцінки математичного сподівання кожного із сигналу, зареєстрованого на позиціях O_1 та O_2 , та набір власних векторів, яким відповідають найбільш значимі власні значення, взаємної кореляційної матриці центрованого сигналу. Схематичне зображення алгоритму ідентифікації інформативних ознак представлено у додатку Г.

Для представлення інформативних характеристик двоканального усталеного ЗВП у математичній інтерпретації введемо наступні позначення:

$$\Psi = (A_1, A_2, \Theta), \quad (3.67)$$

де $A_1 = (a_{1,0}, a_{1,1}, \dots, a_{1,r-1})$ – вектор, елементами якого є значимі коефіцієнти ортогонального розкладу за базисом функцій Чебишева математичного сподівання усталеного ЗВП зареєстрованого з позиції O_1 ;

$A_2 = (a_{2,0}, a_{2,1}, \dots, a_{2,r-1})$ – вектор, елементами якого є значимі коефіцієнти ортогонального розкладу за базисом функцій Чебишева математичного сподівання усталеного ЗВП зареєстрованого з позиції O_2 ;

r – кількість значимих коефіцієнтів розкладу;

$$\Theta = \begin{pmatrix} \phi_{0,0} & \phi_{0,1} & \phi_{0,2} & \cdots & \phi_{0,N-1} \\ \phi_{1,0} & \phi_{1,1} & \phi_{1,2} & \cdots & \phi_{1,N-1} \\ \phi_{2,0} & \phi_{2,1} & \phi_{2,2} & & \phi_{2,N-1} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ \phi_{m-1,0} & \phi_{m-1,1} & \phi_{m-1,2} & \cdots & \phi_{m-1,N-1} \end{pmatrix} - \text{матриця власних векторів взаємної кореляційної}$$

матриці \mathbf{R} (3.61) двоканального усталеного ЗВП відповідних m значущих власних значень.

Основною задачею ІТ на цьому етапі є вирішення проблеми офтальмодіагностики, яка з математичної точки зору є задачею класифікації, тобто прийняття рішення на основі відомих, досліджених даних із застосуванням певного правила чи алгоритму.

Нехай на етапі навчання маємо промарковані набори інформативних параметрів для кожного із пацієнтів, які до проведення протоколу реєстрації ЗВП були діагностовані лікарем-офтальмологом. Провівши маркування пацієнтів відносно стану їх зорового аналізатора, отримаємо два класи, які назвемо “З” (здоровий) та “П” (патологія). В результаті кожен із наборів інформативних параметрів, оцінених на основі зареєстрованого усталеного ЗВП, буде віднесено до того чи іншого класу.

Діагностика нового пацієнта буде відбуватись уже з використанням попередньо промаркованих даних та практично випробуваних алгоритмів класифікації. При цьому потрібно отримати аналогічний набір інформативних параметрів і за певною метрикою та відповідним алгоритмом виконати бінарну класифікацію. У цьому випадку задача діагностики переходить в процес навчання з вчителем, одним із способів машинного навчання, при якому система класифікації навчається за допомогою наявної множини промаркованих ознак.

У наступному пункті буде детально представлено використання алгоритму класифікації, відповідних метрик для його реалізації та оцінки.

3.5 Метод прийняття діагностичних рішень на основі аналізу усталених ЗВП

Отримавши набір інформативних параметрів, наступним етапом при розробці IT аналізу усталених ЗВП є обґрунтування алгоритму прийняття рішень, що б уможливило здійснення класифікацію при заданих умовах.

Метод k -найближчих сусідів (KNN) – є параметричним алгоритмом для класифікації об’єктів. Основна ідея алгоритму полягає в тому, що схожі об’єкти мають знаходитись на достатньо близькій відстані один біля одного. В загальному випадку в якості метрики (відстані) використовують евклідову відстань, проте завдяки правильно обраній метриці можна досягнути оптимальних результатів класифікації та точності [101].

Для класифікації об’єкту необхідно виконати послідовно наступні математичні операції (рис.3.7):

- обчислити відстань до кожного із промаркованих об’єктів, що належать класу “Патологія” чи “Здоровий”;
- обрати k об’єктів, відстань до яких є мінімальною;
- визначити клас (найчастіше зустрічається серед k -найближчих сусідів) об’єкту, для якого виконується класифікація.

Незважаючи на простоту, алгоритм використовують у багатьох прикладних задачах: один із базових алгоритмів в рекомендаційних системах [103] (бібліотека Annoy від Spotify [104]); як частина алгоритмів комп’ютерного зору для ідентифікації людських обличчя (бібліотека OpenCV); пошуку подібних картинок (Yandex [105]); зменшенні розмірності на основі виділення з кожного класу найбільш значимих об’єктів, що знаходяться найближче до центру класу [106, 107].

Розглянемо основні переваги та недоліки використання методу k -найближчих сусідів.

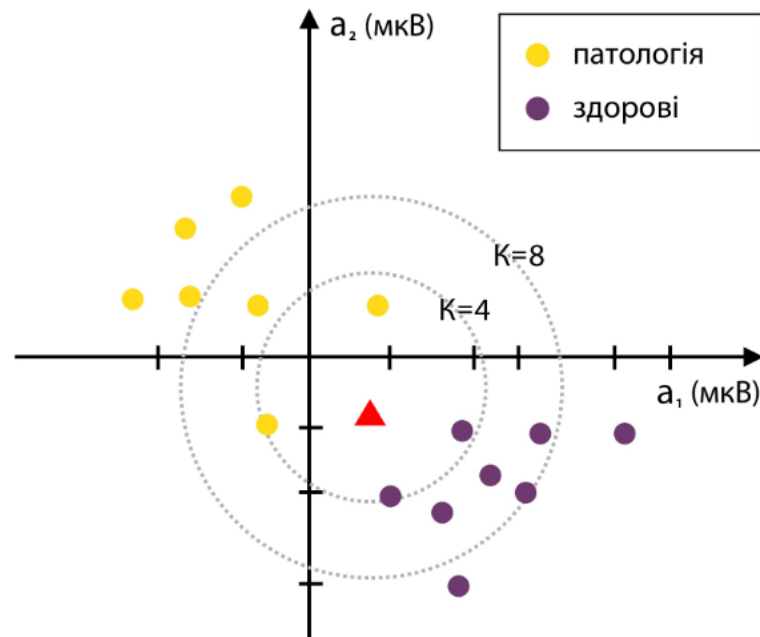


Рисунок 3.7 – Схематичне зображення KNN алгоритму на двовимірному просторі

Основними перевагами алгоритму є його простота, можливість адаптації під будь-яку задачу при правильному обранні метрики або ядра (математична операція подібності для складних об'єктів) та внесенні ваг, що відображають важливість тієї чи іншої діагностичної ознаки, зрозуміла інтерпретація результатів.

До значимих недоліків при використанні KNN належать наступні:

- складність обчислень і обрання ваг із зазначенням їх важливості у випадку, коли діагностичний простір складається із значної кількості діагностичних параметрів;

- алгоритм залежить від обраної метрики відстані між об'єктами класу (зазвичай використовують перебір параметрів та метрик для пошуку оптимальних) [108];

- наперед не є відомою оптимальна кількість k -найближчих сусідів, при використанні якої алгоритм здатен із заданою точністю виконувати класифікацію [106]. При цьому значення k повинно бути непарним числом, наприклад, на рис. 3.7 зображено ситуацію при якій $k=4$ і алгоритм не здатен класифікувати досліджуваний об'єкт до того чи іншого класу ;

– “проблема розмірності” спричинена значною кількістю ознак [102].

Оскільки для бінарної класифікації усталених ЗВП для кожного об’єкту було сформовано набір ознак (3.67), який складається із не значної кількості діагностичних параметрів, тому “проблема розмірності” не релевантна до конкретного та досліджуваного прикладу. Відповідно потрібно вирішити два завдання, а саме: пошук оптимальної кількості k -найближчих сусідів та визначення метрик для обчислення відстані між об’єктами.

Щоб визначити оптимальну кількість k -найближчих сусідів та досягнення заданої точності класифікації будемо використовувати у роботі перехресну перевірку (cross-validation) – метод оцінки алгоритму і його поведінки на незалежних даних, ідентифікації параметрів алгоритмів та їх порівняння. Основна ідея методу зображена на рис. 3.8.

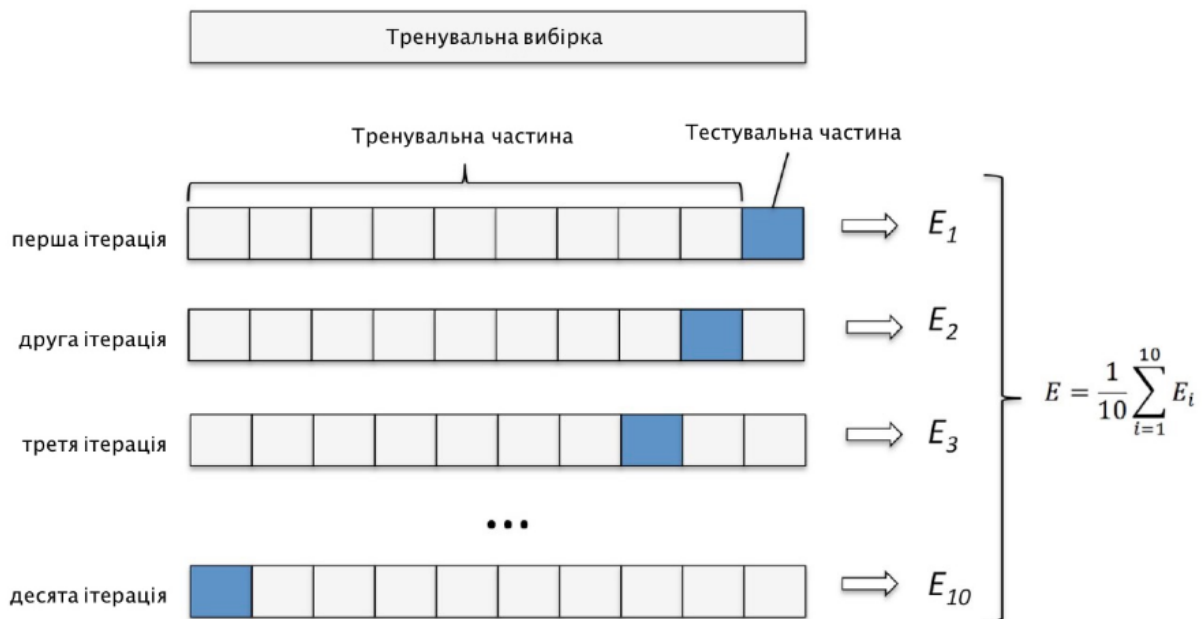


Рисунок 3.8 – Схематичне зображення методу перехресної перевірки [109]

Суть перехресної перевірки полягає в тому, що досліджуваний алгоритм класифікації KNN виконується $i=10$ разів на різних $i-1$ підмножинах промаркованих діагностичних ознак (білий колір), а перевіряється на одній підмножині (кожного разу на новій, синій колір). Як результат отримаємо i оцінок

якості алгоритму (точності чи іншої обраної метрики оцінки алгоритму), шляхом їх усереднення отримуємо фінальну оцінку алгоритму при певному наборі параметрів. Таким чином, задавши діапазон значень k -найближчих сусідів та використавши перехресну перевірку, отримаємо для кожного значення k оцінку точності алгоритму класифікації, що дозволить обрати оптимальне значення. Нехай маємо набори ознак для двох двоканальних усталених ЗВП задані як $\Psi_1 = (A_{11}, A_{21}, \Theta_1)$ та $\Psi_2 = (A_{21}, A_{22}, \Theta_2)$ відповідно. Оскільки набір інформативних параметрів (3.73) для кожного з них складається із матриці Θ власних векторів взаємної кореляційної матриці \mathbf{R} двоканального усталеного ЗВП відповідних власних значень, то при обчисленні відстані між двома матрицями об'єктів застосування стандартної евклідової відстані не є доцільним. Для цього використаємо метрику, що ґрунтується на факторі подібності між власними векторами (в літературі вживається термін фактор подібності між PCA компонентами), що визначається наступним чином [98]:

$$S_{KLT} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m \cos^2 \theta_{ij} = \frac{\text{tr}(\Theta_1^T \Theta_2 \Theta_2^T \Theta_1)}{m}, \quad (3.68)$$

де θ_{ij} – кут між вектором i матриці Θ_1 та j матриці Θ_2 .

Для обчислення відстані між векторами A_{11}, A_{21} та A_{21}, A_{22} одноканальних усталених ЗВП, використаємо евклідову відстань:

$$S_M = \sqrt{(A_1 - A_2)(A_1 - A_2)^T} \quad (3.69)$$

На основі (3.68) та (3.69) введемо загальну метрику для досліджуваного алгоритму класифікації KNN з врахуванням ваг, що відображають важливість параметрів із набору Ξ (3.67), та представимо у наступній формі:

$$d = \alpha_1(1 - S_{KLT}) + \alpha_2 S_M^1 + \alpha_3 S_M^2, \quad (3.70)$$

де $S_M^1 = \sqrt{(A_{11} - A_{21})(A_{11} - A_{21})^T}$ і $S_M^2 = \sqrt{(A_{21} - A_{22})(A_{21} - A_{22})^T}$ – евклідові відстані між відповідними інформативними характеристиками одноканальних усталених ЗВП;

$\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$ – ваги, що відображають ступінь важливості ознак, при цьому $\sum_{i=1}^3 \alpha_i = 1$.

Для отримання оптимальних значень ваг у розділі 4 було виконано перехресну перевірку та представлено результати.

Для оцінки якості класифікації з використанням алгоритму KNN доцільно використати наступні статистики, а саме: чутливість, специфічність та точність. Представимо результати класифікації на певній контрольній вибірці у табличному вигляді:

Таблиця 3.2 – Результати класифікації на контрольній вибірці [109]

Справжній стан тест-об'єкта	Результати класифікації	
	Класифіковану патологію (1)	Класифіковану норму(0)
Патологія	Істинно-позитивний (True Positives) TP	Хибно-негативний (False Negatives) FN
Норма	Хибно-позитивний (False Positives) FP	Істинно-негативний (True Negatives) TN

Згідно з позначеннями представленими у табл. 3.2 метрика чутливості відображає наскільки алгоритм класифікації є придатним для об'єктів, що надто відрізняються від генеральної сукупності, і визначається згідно наступного виразу:

$$SE = ERR_{II} = TP / (TP + FN) \quad (3.71)$$

Метрика специфічності відображає ефективність тесту для правильної діагностики відхилень від нормального стану та визначається таким чином:

$$SP = Err_I = FP / (FP + TN) \quad (3.72)$$

Метрика точності визначає загальну ймовірність тесту вірно здійснювати класифікацію і визначається згідно зображення:

$$AC = \frac{(TP + TN)}{(TP + FP + FN + TN)} \quad (3.73)$$

В результаті застосування перехресної перевірки та відповідних метрик щодо якості алгоритму класифікації можна отримати набір найкращих значень ваг та кількості найближчих сусідів для досягнення високої точності класифікації.

Узагальнене схематичне зображення етапів виконання прийняття рішення на рис. 3.9:

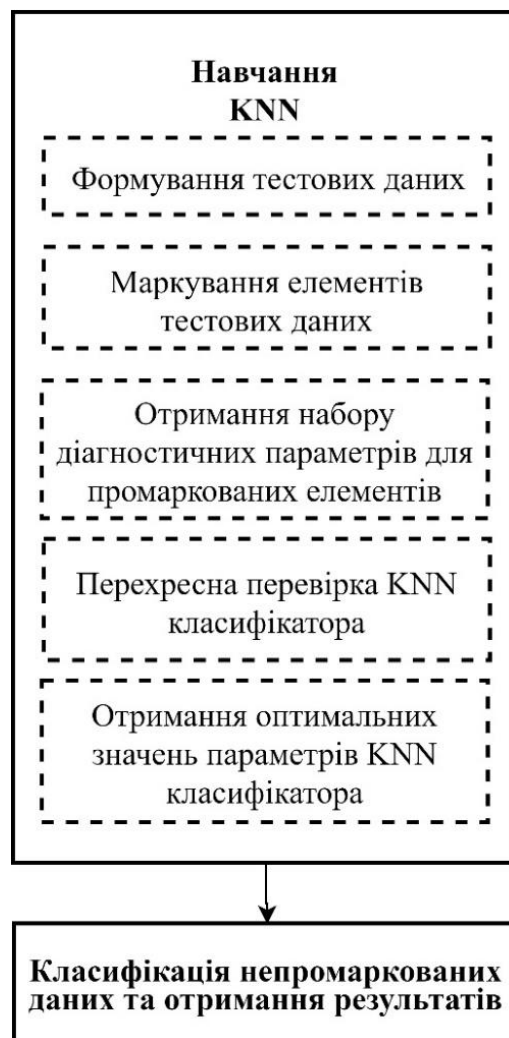


Рисунок 3.9 – Схематичне зображення алгоритму класифікації

Останнім етапом при виконанні алгоритму, представленого на рис. 3.9 є класифікація не промаркованого зареєстрованого двоканального усталеного ЗВП з використанням попередньо обраних параметрів для KNN. Результати ідентифікації інформативних характеристик, перехресних перевірок щодо параметрів алгоритму класифікації KNN та значення метрик якості класифікації представлені у розділі 4.

3.6 Висновки

Основними результатами роботи над третім розділом дисертації можна вважати наступні:

1. Досліджено функцію розподілу досліджуваної послідовності зареєстрованого усталеного ЗВП та доведено гіпотезу щодо того, що послідовність кожної φ -серії розподілена за нормальним законом, на основі критеріїв узгодженості Пірсона (критерій χ^2), Шапіро-Вілка та Д'Агостіно.

2. Проаналізовано використання методу φ -серій для оцінки ймовірнісних характеристик досліджуваного сигналу з урахуванням його властивостей періодичності та двовимірності, що уможливило ідентифікацію інформативних параметрів.

3. Обґрунтовано використання ортогонального розкладу математичного сподівання за базисом функцій Чебишева, Лагера, Кравчука дискретного аргументу та двовимірного перетворення KLT з метою формування простору інформативних параметрів, які достатньо повно описували досліджуваний сигнал. Обґрунтовано використання критеріїв для оцінки оптимальної кількості інформативних параметрів для подальшого їх використання у діагностиці.

4. Модифіковано метод прийняття рішень KNN шляхом використання метрики відстані на основі фактору подібності власних векторів та визначення найкращих параметрів методу завдяки перехресній перевірці, що уможливило досягнення значної точності класифікації.

5. Побудовано алгоритм ідентифікації інформативних параметрів та класифікації, що дозволить реалізувати ІТ аналізу двоканального усталеного ЗВП.

РОЗДІЛ 4

РЕАЛІЗАЦІЯ ІНФОРМАЦІЙНОЇ ТЕХНОЛОГІЇ АНАЛІЗУ УСТАЛЕНИХ ВИКЛИКАНИХ ПОТЕНЦІАЛІВ

Цей розділ присвячений завершальному етапу – розробці ІТ аналізу усталених ЗВП, а саме: розгортанню придатного програмного середовища розробки, реалізації методів оцінювання ймовірнісних характеристик досліджуваного сигналу з врахуванням стохастичної періодичності, ідентифікації інформативних параметрів з використанням ортогонального розкладу за базисом функцій Чебишева дискретного аргументу та двовимірного перетворення Карунена-Лоева, імплементації модифікованого методу KNN з врахуванням ваг та оптимальної кількості найближчих сусідів.

Загалом структура четвертого розділу повною мірою відповідає поетапним результатам та практичній реалізації алгоритмів розробки ІТ аналізу представлених у попередньому розділі:

- вибір засобів реалізації програмного забезпечення: необхідного середовища, мови програмування, сучасних бібліотек для аналізу досліджуваного сигналу;
- реалізація методу оцінювання ймовірнісних характеристик двоканального усталеного ЗВП;
- ідентифікація інформативних параметрів згідно розробленого алгоритму;
- реалізація методу бінарної класифікації на основі модифікованого алгоритму KNN з застосуванням ваг та метрик відстаней оптимально підібраних для досліджуваного сигналу на основі результатів перехресної перевірки.

4.1 Технічне завдання та середовище реалізації ІТ аналізу усталених ЗВП

Сформулюємо на основі результатів порівняльного аналізу сучасних ІТ аналізу ЗВП наведених у розділі 1, властивостей математичної моделі у вигляді

двовимірного ЛПВП доведених у розділі 2 та обґрунтованого алгоритму класифікації детально представленого у розділі 3, основні вимоги щодо реалізації програмного забезпечення. Відповідно програмне забезпечення, яке є основою ІТ аналізу усталених ЗВП в задачах офтальмодіагностики, має відповідати наступним вимогам щодо його реалізації:

- архітектурне виконання як SAAS (Software as a Service, “хмарне”) рішення для можливого використання ІТ щодо електрофізіологічних сигналів мозку зареєстрованих на будь-якому цифровому електроенцефалографі при будь-якій частоті дискретизації та стимуляції;

- завантаження зареєстрованих сигналів у наступних файлових форматах: .csv, .edf, .udf, .txt;

- ергономічний дизайн для забезпечення належного рівня UX/UI (User Experience/User Interface);

- реалізація алгоритмів статистичного аналізу усталеного ЗВП з використанням методу φ – серій (розділ 3);

- реалізація алгоритмів оцінювання та відбору інформативних параметрів з діагностичного простору та поетапне представлення результатів у вигляді відповідних графіків;

- реалізація методу прийняття рішень на основі алгоритму бінарної класифікації з використанням KNN при оптимально підібраних параметрах класифікатора;

- запис нових результатів аналізу в базу даних для ітеративного навчання системи та підвищення точності наступної класифікації;

- друк та відправка на вказану електронну пошту результатів офтальмодіагностики.

Проаналізувавши вимоги технічного завдання (ТЗ) щодо реалізації ІТ у роботі було використано часто вживаний шаблон програмного забезпечення – клієнт-серверну архітектуру [110-112]. Таке архітектурне рішення дозволяє

функціонально розподілити обмін даними між сервером для зберігання та опрацювання та клієнтом для відображення та використання сервісу (рис.4.1).

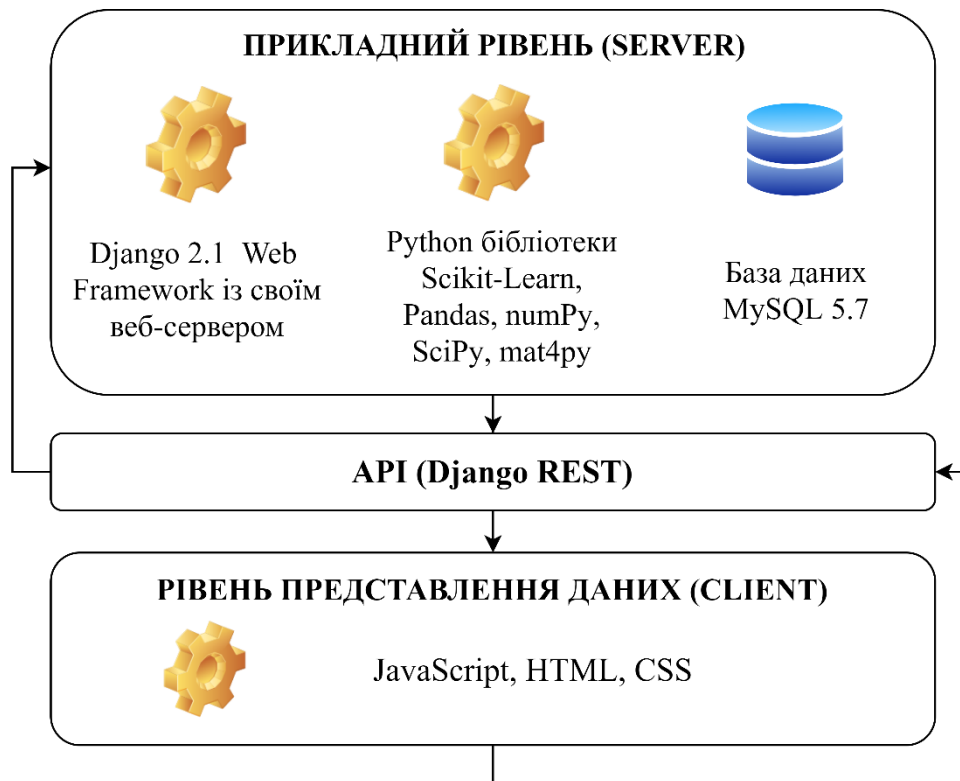


Рисунок 4.1 – Клієнт-серверна архітектура ІТ аналізу ustalених ЗВП

Звичайно, від вибору засобів реалізації проекту залежить швидкість і якість виконання проекту. Тому важливо підібрати правильний технологічний стек, що включає вибір мови програмування, середовища розробки, бібліотек та фреймворків тощо.

Для реалізації прикладного рівня, що відображає основну серверну логіку і опрацювання даних було застосовано Django Web Framework на мові програмування Python [113] із додатково інстальованими бібліотеками аналізу даних (Scikit-Learn, Pandas, numPy, SciPy, mat4py) та побудови інтерфейсу прикладного програмування API (Application programming interface, django rest), базу даних MySQL для зберігання та доступу до навчальної вибірки (попередньо промаркованих зразків) і запису нових. Відповідно для реалізації інтерфейсу

користувача і представлення даних у вигляді графіків було використано стандартні бібліотеки JavaScript, HTML, CSS.

Мову програмування Python активно використовують для задач машинного навчання зокрема і через широкий спектр доступних бібліотек для побудови математичних моделей [114]. Багато бібліотек машинного навчання також написані на Python (Scikit-learn, Keras, Theano, Tensorflow, NLTK) або мають інтерфейси для Python (Cafe, OpenCV). Програмний пакет NumPy – розширення мови Python, що забезпечує підтримку великих багатовимірних масивів і матриць та бібліотеку високорівневих математичних функцій для операцій над цими масивами. Отже, будь-який алгоритм, який може бути виражений в основному як послідовність операцій над масивами і матрицями, працює аналогічно швидко як еквівалентний код написаний на C [115]. На сьогоднішній день NumPy є стандартом для обробки багатовимірних даних та підтримується усіма найбільшими фреймворками для обробки даних на Python. SciPy містить модулі для оптимізації, інтегрування, спеціальних функцій, обробки сигналів, обробки зображень, генетичних алгоритмів, розв'язування звичайних диференціальних рівнянь та інших задач, які часто зустрічаються в наукових задачах та при інженерній розробці [115-116]. Scikit-learn надає безліч інструментів для ідентифікації інформативних параметрів, їх вибір, зменшення розмірності та крос-валідації. Вона включає в свій арсенал моделі класифікації, регресії та кластеризації. Доступні також методи навчання груп моделей.

4.2 Структурна схема ІТ аналізу усталених ЗВП

Для спрощення реалізації ІТ було використано модульну парадигму програмування, в якій кожний модуль відповідає за певну функціональність (контроллер) з можливістю перенесення та підключення в інші частини чи готові програмні продукти. Для візуалізації загальної структури ІТ аналізу усталених ЗВП представлено діаграму компонент (рис.4.2), яка відображає взаємозв'язки між основними функціональними модулями.

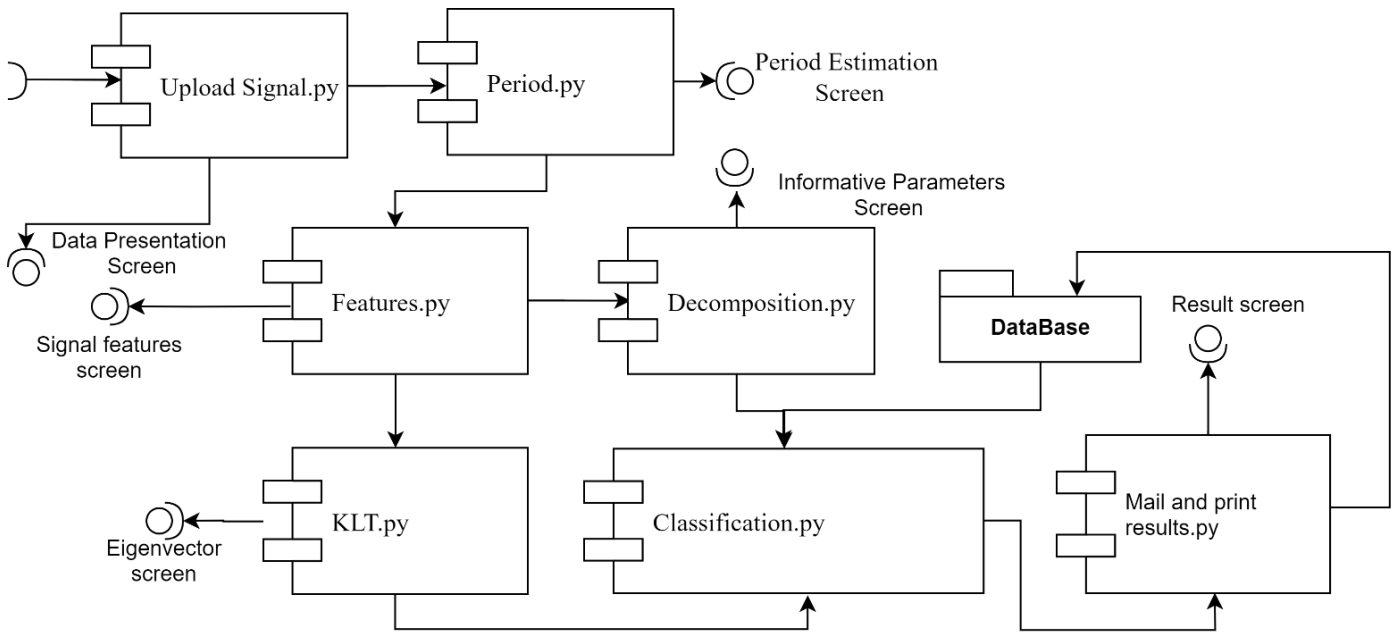


Рисунок 4.2 – Діаграма компонентів ІТ аналізу двоканального усталеного ЗВП

Розглянемо більш детально кожен модуль та відповідну функцію, що він повинен виконувати:

– Upload “Signal.py” – модуль завантаження даних для аналізу. Результатом виконання є завантажені дані у тимчасову пам'ять для подальшого опрацювання.

– “Period.py” – модуль оцінювання періоду. Необхідно зауважити, що реалізовано також порівняння оцінок періоду для зареєстрованих сигналів з позицій O_1 та O_2 щоб уникнути неспівмірності матриць при реалізації перетворення Карунена-Лоева.

– “Features.py” – модуль оцінювання ймовірнісних характеристик двоканального усталеного ЗВП. Результатом є отримані оцінки математичного сподівання, кореляційної та взаємо-кореляційної функції двоканального усталеного ЗВП.

– “Decomposition.py” – модуль, що реалізує ортогональний розклад оцінки математичного сподівання одноканального усталеного ЗВП за базисом функцій Чебишева дискретного аргументу та ідентифікує інформативні характеристики, яка є однією із складових загального набору ознак.

– “KLT.py” – модуль для виконання розкладу Карунена-Лоева та отримання інформативних параметрів двоканального усталеного ЗВП. Результати виконання “Decomposition.py” та “KLT.py” записані у базу даних для подальшого опрацювання та збільшення тренувальної вибірки.

– “Classification.py” – модуль для виконання алгоритму класифікації KNN із наперед визначеними оптимальними параметрами для його реалізації.

– “Mail and print results.py” – застосовують для виведення результатів у вигляді друкованого висновку та надсилання на зазначену електронну пошту.

Кожен модуль відображає результати виконання алгоритму на відповідному інтерфейсі (Screen, Form), або ж для ініціалізації роботи потребує завантаження даних для опрацювання, як от Upload Signal Screen, як зображено на рис. 4.3.

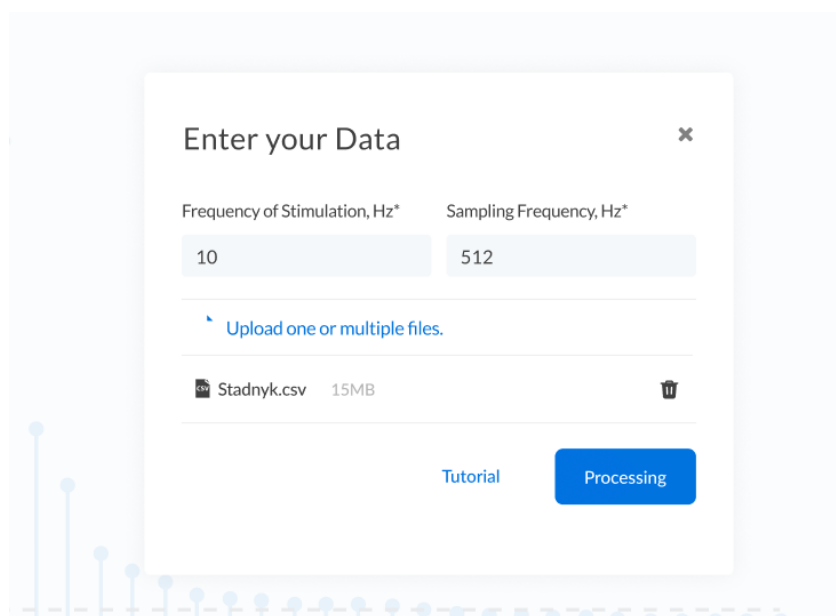


Рисунок 4.3 – Форма завантаження даних для опрацювання

Необхідно зауважити, що обов’язковими є поля для введення частоти дискретизації електроенцефалографа, на якому було виконано реєстрацію досліджуваного сигналу, та частоти стимуляції. Розроблене програмне забезпечення дозволяє зчитувати файли у форматах визначених вище у ТЗ.

У результаті успішного завантаження користувач бачить відображення двоканального усталено ЗВП, як зображено на рис. 4.4.

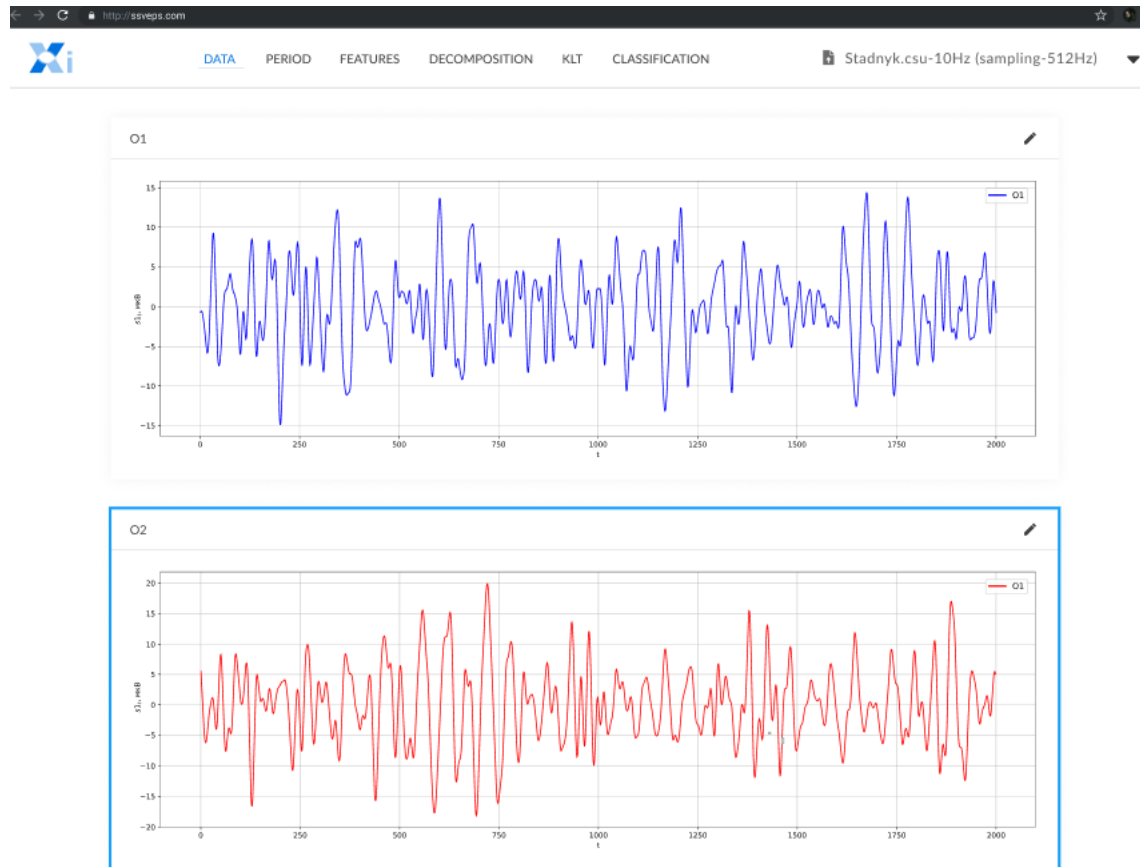


Рисунок 4.4 – Графіки двоканального усталеного ЗВП представлені у ІТ

В наступних пунктах цього розділу представимо поетапні результати реалізації алгоритмів оцінювання інформаційних характеристик та класифікації, детально описаних та обґрунтованих у розділі 3, з використанням програмного інтерфейсу ІТ.

4.3 Результати виконання алгоритму оцінювання інформативних характеристик двоканального усталеного ЗВП

Для подальшого опрацювання будемо вважати, що досліджувані послідовності є розподілені за нормальним законом, що було доведено у попередньому розділі з використанням візуального та статистичного аналізу. Виклад результатів виконання алгоритму, який реалізовано завдяки чотирьом модулям “Period.py”, “Features.py”, “Decomposition.py”, “KLT.py” ІТ аналізу

усталених ЗВП, представимо відповідно до схематичного зображення на рис. 3.9. Оскільки при проведенні експерименту послідовно використовували декілька частот подання стимуляції, тому для наведення прикладів, графіків та практично отриманих оцінок здебільшого будемо використовувати усталений ЗВП зареєстрований при частоті стимуляції $F_s = 10$ Гц або вказувати інші чи відмінні деталі.

4.3.1 Результати статистичного оцінювання періоду

Оскільки математичною моделлю досліджуваного процесу усталеного ЗВП є лінійний періодичний випадковий процес, тому перш за все необхідно оцінити період, що є одним із основних характеристик періодичного процесу.

Розглянемо значення “пробних періодів”, що зображені на рис.4.5 і відображають обчислену статистику h_s , $s = [40, 59]$ на основі статистик (3.10) для усталеного ЗВП зареєстрованого при частоті стимуляції 10 Гц.

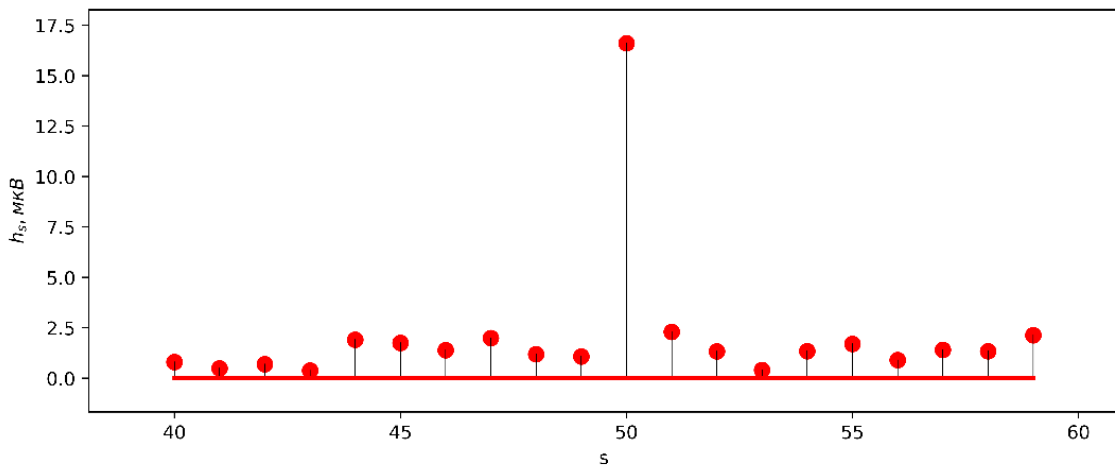


Рисунок 4.5 – Реалізація статистики h_s для усталеного ЗВП зареєстрованого при

$$F_s = 10 \text{ Гц} \left(\max_s h_s = 50 \right)$$

У досліджуваному випадку, використовували вибірку, що охоплювала 90 циклів сигналу, при цьому реалізація оцінки становить $\hat{T} \approx 50 \cdot 0,00195 \approx 0,1\text{с}$.

Аналогічно було здійснено оцінку періоду для усталеного ЗВП зареєстрованих при наступних частотах: 6, 8, 12 Гц та отримано відповідні результати, що становлять $\hat{T} \approx 85 \cdot 0,00195 \approx 0,17$ с, $\hat{T} \approx 64 \cdot 0,00195 \approx 0,12$ с та $\hat{T} \approx 43 \cdot 0,00195 \approx 0,08$ с. Обчислені оцінки періоду T для досліджуваного ЗВП співпадають з періодом використаної при цьому фотостимуляції, що є одним із аргументів для підтвердження адекватності математичної моделі.

На рис. 4.6 зображено програмний інтерфейс ІТ аналізу усталених ЗВП, що графічно відображає результати виконання програмного модулю “Period.py”, а саме оцінювання періоду для кожного одноканального усталеного ЗВП. Зауважмо, що для кінцевого користувача чи офтальмолога графіки оцінки періоду є не надто важливими, тому відповідні результати відображаються на вимогу.

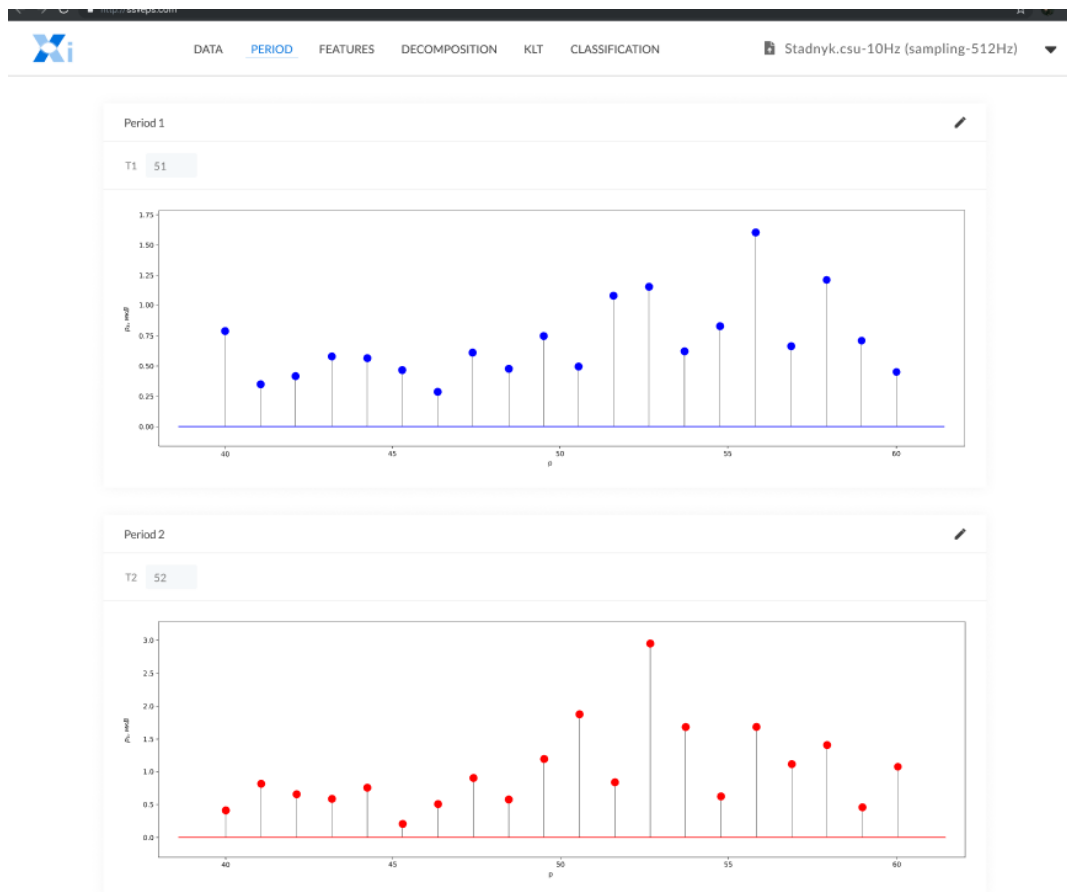


Рис. 4.6 – Результати реалізації програмного модулю “Period.py” для отримання оцінки періоду двоканального усталеного ЗВП зареєстрованого при $F_s = 10$ Гц

На графіку представленому на рис. 4.6 видно, що оцінки періоду одного і того ж самого сигналу відрізняються на 3 відліки, що не є суттєвим в подальших обчисленнях.

4.3.2 Результати експериментальних досліджень ймовірнісних характеристик усталених ЗВП

Наведемо результати виконання програмного модулю “Features.py”, тобто оцінювання періодичних ймовірнісних характеристик досліджуваного сигналу на

основі отриманої оцінки значення періоду T та її дискретного зображення N , що використовують як параметр у відповідних формулах оцінювання математичного сподівання (3.23), кореляційної функції (3.25) та взаємної кореляційної функції (3.29).

На рис. 4.7 та 4.8 наведено відповідно оцінку математичного сподівання та середньоквадратичного відхилення усталеного ЗВП зареєстрованого при частоті стимуляції 10 Гц тривалістю 90 секунд лише з позиції O_1 (або O_2) та з використанням отриманої раніше оцінки періоду $\hat{T} \approx 0,1$ с, $N = 51$.

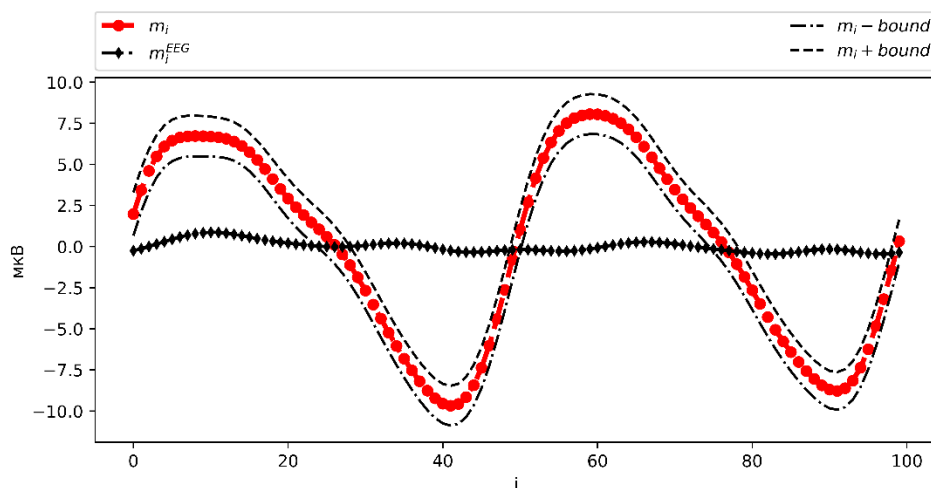


Рисунок 4.7 – Оцінка математичного сподівання одноканального усталеного ЗВП протягом двох періодів ($F_s = 10$ Гц, $N = 51$)

Необхідно зауважити, що оцінка математичного сподівання та інших ймовірнісних періодичних характеристик залежить від кількості циклів сигналу, що використовуються при оцінюванні. Для прикладу, на рис. 4.8 представлено оцінку математичного сподівання усталеного ЗВП тривалістю 90 с., що тотожно 900 циклам ($\hat{T} \approx 0,1$ с). Виконаємо аналогічне оцінювання для того ж досліджуваного сигналу при меншій кількості циклів, результати якого представлені на рис. 4.9.

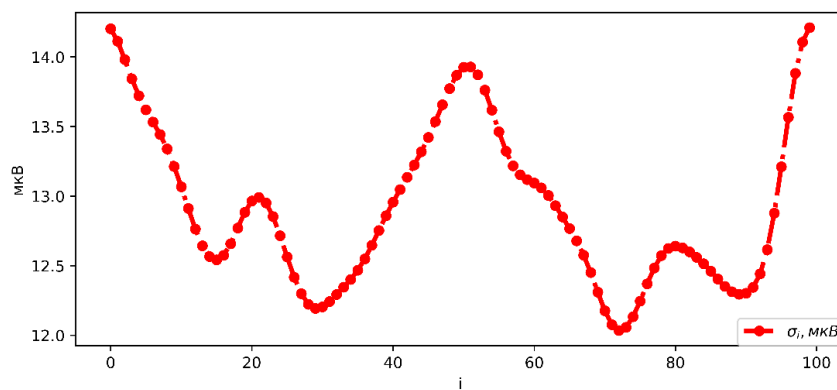


Рисунок 4.8 – Оцінка середньоквадратичного відхилення одноканального усталеного ЗВП протягом двох періодів ($F_s = 10$ Гц, $\hat{T} \approx 0,1$ с)

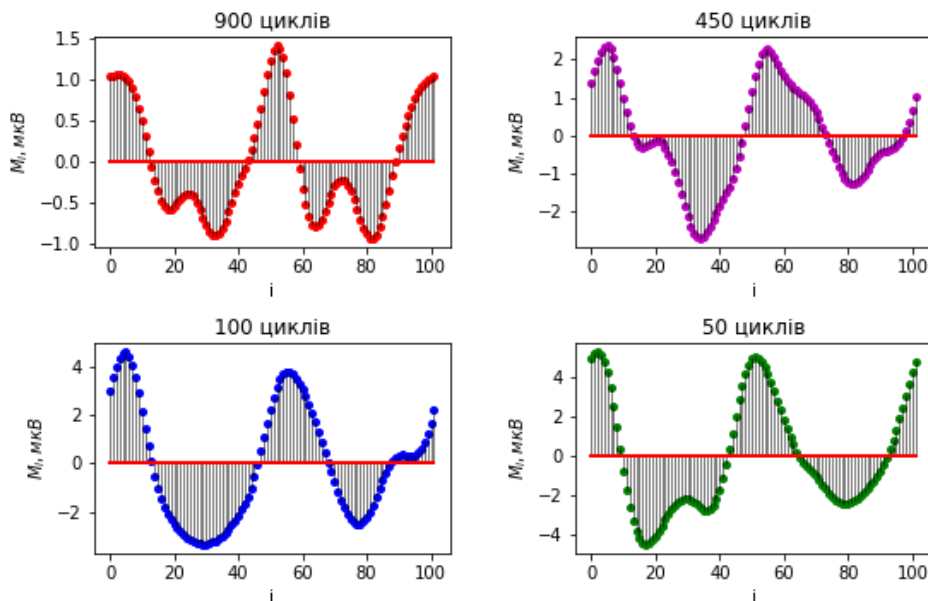


Рисунок 4.9 – Оцінки математичного сподівання одноканального усталеного ЗВП протягом двох періодів при різній кількості циклів сигналу ($F_s = 10$ Гц, $\hat{T} \approx 0,1$ с)

Аналіз графіків рис. 4.9 показує характер зміни форми реалізації оцінки математичного сподівання відносно кількості циклів. Очевидно, що рівень корисного сигналу зростає лінійно відповідно до кількості використаних циклів. У роботі програмного модулю “Features.py” було враховано кількість циклів для оцінювання ймовірнісних характеристик. У разі недостатньої їх кількості кінцевий користувач отримає повідомлення, яке інформує про можливу неточність з врахуванням особливостей досліджуваної послідовності.

З використанням (3.25) отримано оцінку кореляційної функції досліджуваного процесу і зображено на рис. 4.10.

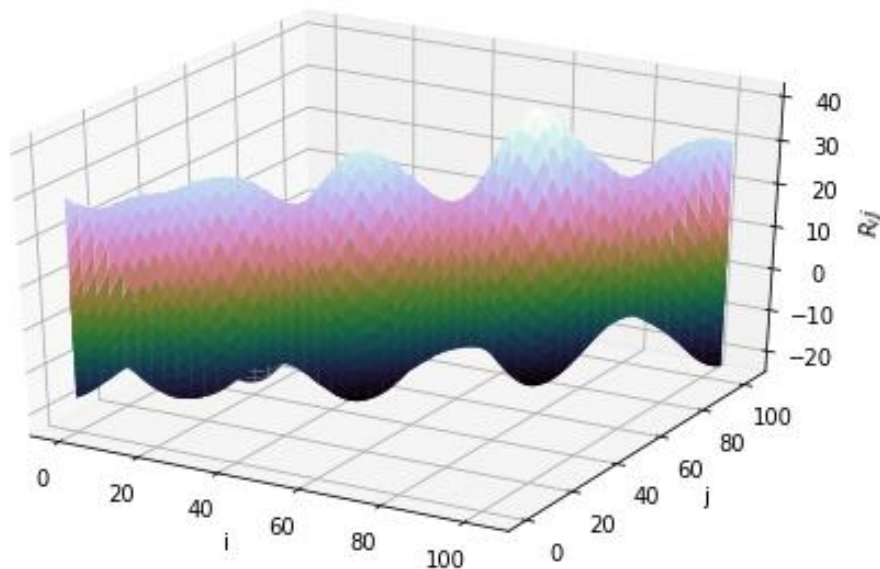


Рисунок 4.10 – 3-D представлення оцінки кореляційної функції одноканального усталеного ЗВП протягом двох періодів ($F_s = 10$ Гц, $T \approx 0,1$ с)

Головна діагональ, а саме \hat{R}_{ii} , є оцінкою дисперсії досліджуваного сигналу, яка згідно з вищеподаними твердженнями повинна також бути періодичною. Згідно з двовимірним зображенням (рис. 4.10) бачимо, що протягом двох періодів на головній діагоналі прослідковуються 4 екстремуми, по два на кожен період.

Результати отриманих оцінок математичного сподівання (рис. 4.7), середньоквадратичного відхилення (рис. 4.8), кореляційної функції (рис. 4.10)

також свідчать про адекватність обраної математичної моделі у вигляді лінійного періодичного випадкового процесу.

В програмному забезпеченні, а саме як результат виконання модуля “Features.py”, у кінцевого користувача є можливість графічного відображення оцінок ймовірнісних характеристик досліджуваного сигналу, що зображено рис.4.11.

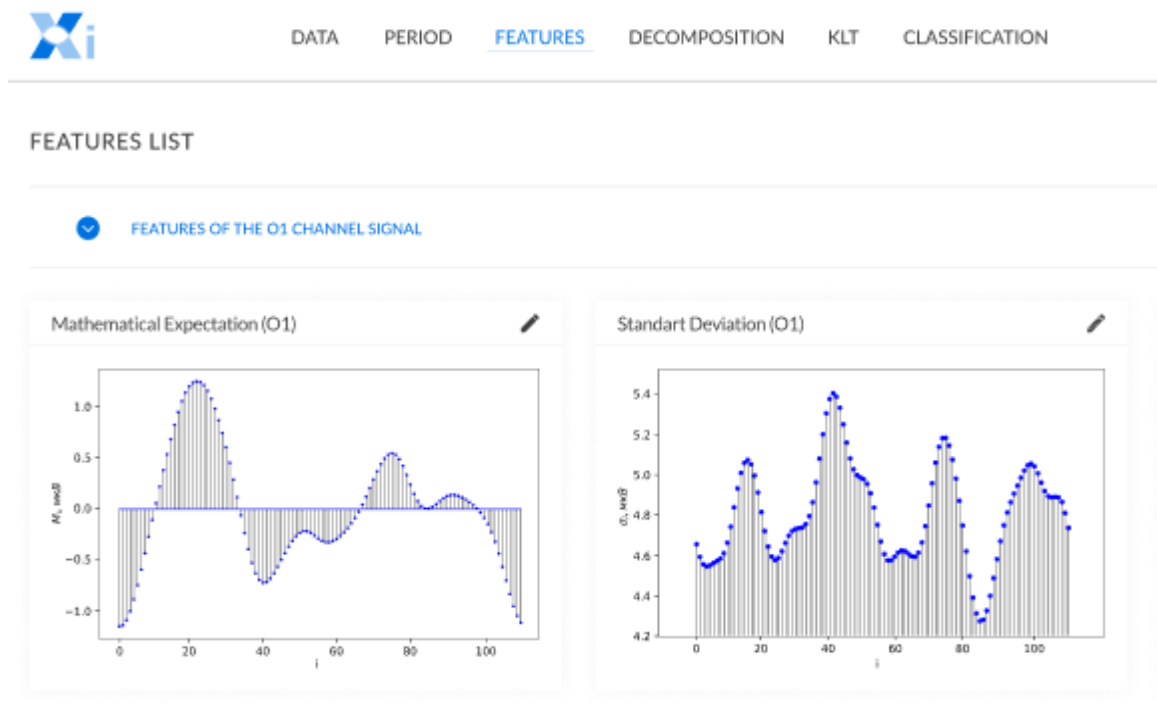


Рисунок 4.11 – Результати оцінювання ймовірнісних характеристик одноканального усталеного ЗВП ($F_s = 10$ Гц)

Необхідно зауважити, що точність оцінювання залежить від умов реєстрації ЗВП та стану людини під час стимуляції.

Ще однією функцією, яка реалізована у програмному модулі модуля “Features.py” є оцінювання взаємної кореляційної функції та графічне зображення отриманих оцінок. Попередньо наведемо оцінки математичного сподівання (рис. 4.12) досліджуваного сигналу зареєстрованого одночасно з обох каналів при одній і тій же частоті стимуляції.

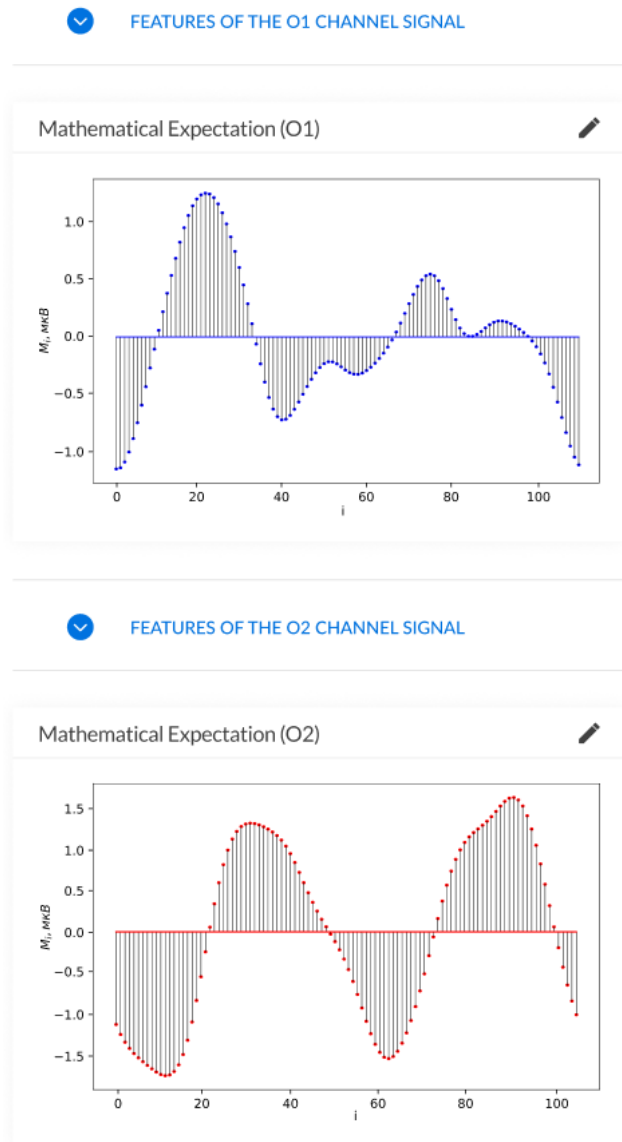


Рисунок 4.12 – Оцінка математичного сподівання усталеного ЗВП ($F_s = 10$ Гц, $\hat{T} \approx 0,1$ с) протягом двох періоду: a – зареєстрованого на позиції O_1 ; b – зареєстрованого на позиції O_2

Аналіз результатів оцінок математичного сподівання показує, що форми отриманих оцінок є не однаковими (це вже відповідно є корисною і важливою інформацією при офтальмодіагностиці), різниця амплітуд становить 0.5 мкВ, максимальне значення для конкретного досліджуваного сигналу відслідковується при $i=26$ для сигналу зареєстрованого на позиції O_2 . Відповідно будемо стверджувати, що при відсутності відхилень у зорових каналах, які послідовно передають інформацію від лівого та правого ока, графіки оцінок математичного

сподівання двоканального усталеного ЗВП повинні відображати однаковий характер зміни екстремумів та форми. Проте результати на рис. 4.12 отримані для особи, у якої прослідковується захворювання лівого ока.

На рис. 4.13 зображено нормалізовану взаємну кореляційну матрицю двоканального усталеного ЗВП обчислено за формулою (3.25), функціонал отримання якої реалізовано у модулі “Features.py”.

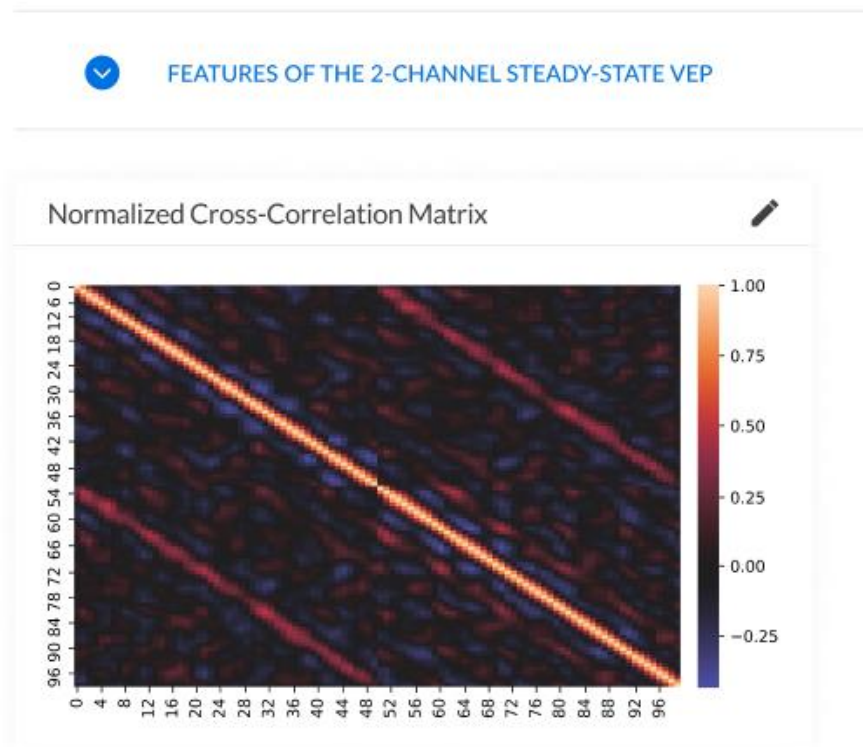


Рисунок 4.13 – Графік взаємної кореляційної матриці двоканального усталеного ЗВП при $F_s = 10$ Гц

Аналіз отриманих оцінок взаємної кореляційної функції свідчить про зберігання періодичності між двома усталеними ЗВП зареєстрованих з різних каналів.

В результаті виконання програмного модуля “Features.py” в ІТ буде отримано та збережено дані щодо оцінки математичного сподівання, взаємної кореляційної функції досліджуваного сигналу.

4.3.3 Результати оцінювання інформативних характеристик з використанням ортогонального розкладу математичного сподівання усталеного ЗВП

Для ідентифікації інформативних характеристик та порівняння їх кількості відповідно до обраних для ортогонального розкладу функцій дискретного аргументу (“Decomposition.py”) було виконано наступні пункти щодо попередньо отриманої оцінки математичного сподівання одноканального усталених ЗВП зареєстрованих при різній частоті стимуляції (“Features.py”):

- виконано ортогональний розклад за функціями дискретного аргументу Кравчука.
- виконано ортогональний розклад за функціями дискретного аргументу Чебишева.
- виконано ортогональний розклад за функціями дискретного аргументу Лагера.
- здійснено порівняльний аналіз кількості складових ортогонального розкладу, що відображають 95% енергії вхідного досліджуваного сигналу.

Наведемо результати отримані з використанням базису Кравчука (3.50), а саме спектр коефіцієнтів розкладу (рис. 4.14) для усталеного ЗВП зареєстрованого при частоті стимуляції 10 Гц.

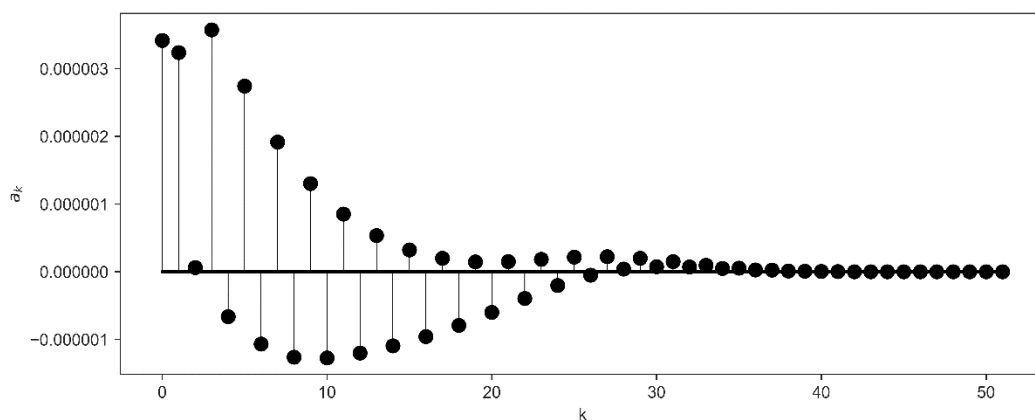


Рисунок 4.14 – Спектр коефіцієнтів розкладу усталеного ЗВП ($F_s = 10$ Гц, $\hat{T} \approx 0,1$ с) за базисом функцій Кравчука дискретного аргументу

Проаналізувавши вищенаведений графік та аналогічні графіки спектрів коефіцієнтів розкладу отримані для інших усталених ЗВП з використанням базису функцій Кравчука, будемо стверджувати про осцилюючий характер і повільно спадає до нуля.

Оцінка математичного сподівання та функція, синтезована 10-ма членами ортогонального розкладу за базисом функцій Кравчука, зображені на рис. 4.15.

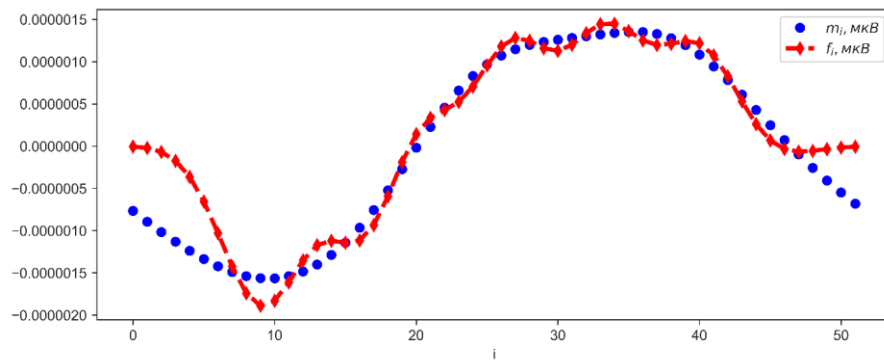


Рисунок 4.15 – Оцінка математичного сподівання усталеного ЗВП та апроксимуюча функція на основі 10-и перших коефіцієнтів розкладу за базисом Кравчука

Наведемо результати у вигляді спектру ортогонального розкладу отриманого з використанням базису функцій Чебишева (рис. 4.16) для усталеного ЗВП отриманого при частоті стимуляції 10Гц.

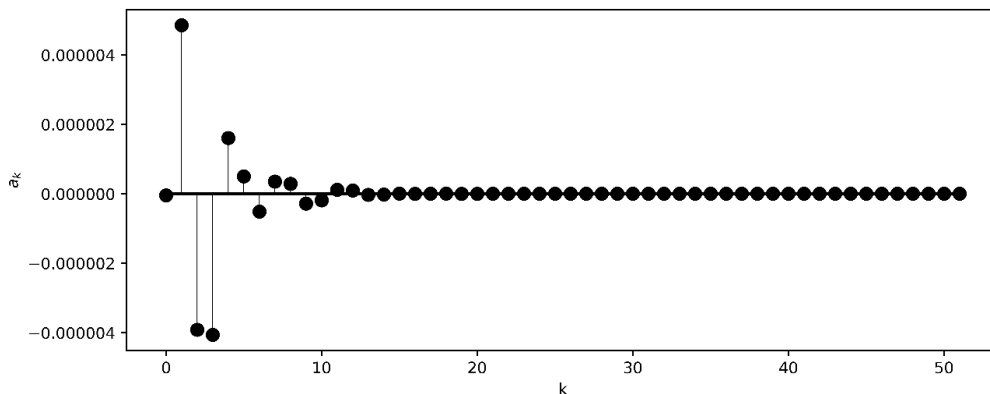


Рисунок 4.16 – Спектр коефіцієнтів розкладу усталеного ЗВП ($F_s = 10\text{Гц}$, $\hat{T} \approx 0,1\text{с}$) за базисом функцій Чебишева дискретного аргументу

Необхідно зауважити, що найбільші значення по модулю складових розкладу за базисом функцій Чебишева знаходяться в діапазоні $k = \overline{0,8}$, на відмінну від складових розкладу за базисом функцій Кравчука, для якого вагомим значення відповідає діапазон $k = \overline{0,28}$. Відповідно для відновлення тотожної енергії вхідного сигналу потрібно використати меншу кількість складових розкладу за базисом функції Чебишева, аніж Кравчука, що є значною перевагою в подальшому оптимальному використанні складових розкладу як вхідних параметрів для діагностики.

На рис. 4.17. зображено апроксимуючу функцію на основі перших 10 складових розкладу за базисом Чебишева дискретного аргументу, яка є майже ідентичною до вхідного сигналу протягом усього діапазону визначення. Це є підставою для ствердження, що отримані результати з використанням розкладу за базисом функцій Чебишева є більш задовільними у порівнянні із результатами з використанням функцій Кравчука.

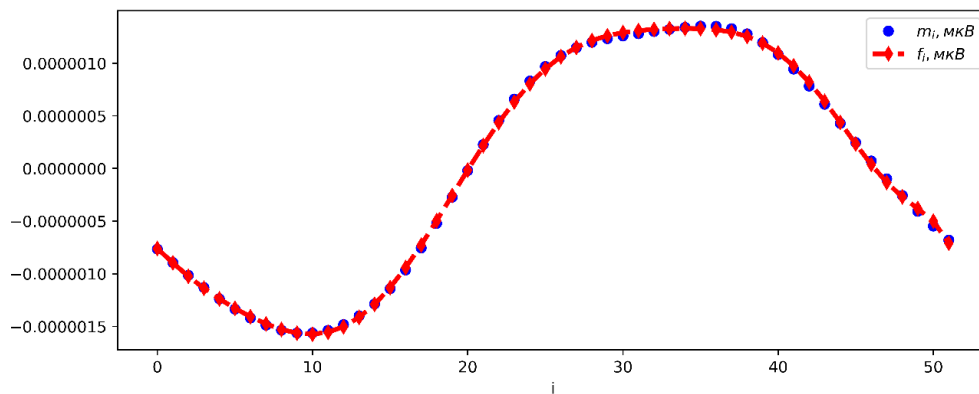


Рисунок 4.17 – Оцінка математичного сподівання усталеного ЗВП та апроксимуюча функція на основі 10-и перших коефіцієнтів розкладу за базисом Чебишева дискретного аргументу

Представимо результати у вигляді спектру ортогонального розкладу з використанням базису функцій Лагера (рис. 4.18) для оцінки математичного сподівання усталеного ЗВП зареєстрованого при частоті стимуляції 10 Гц.

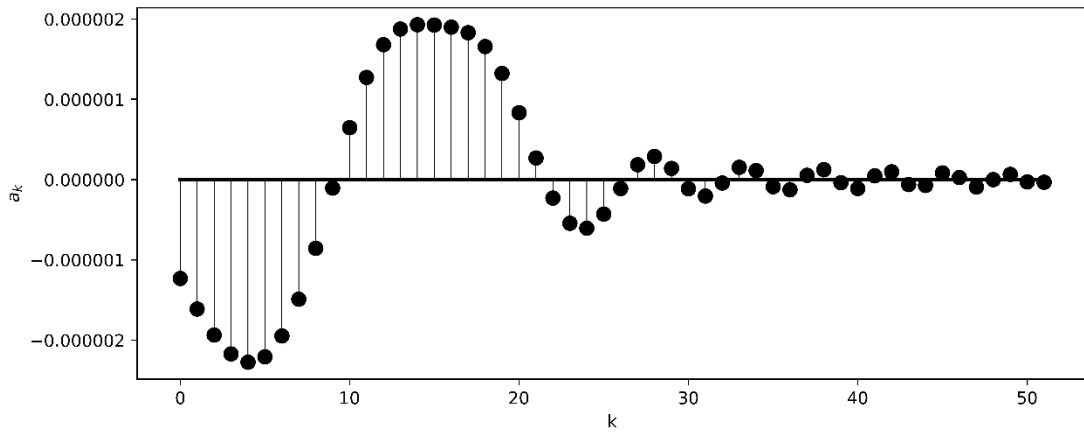


Рисунок 4.18 – Спектр коефіцієнтів розкладу усталеного ЗВП ($F_s = 10$ Гц, $\hat{T} \approx 0,1$ с) за базисом функцій Лагера дискретного аргументу

Аналогічно, щоб порівняти та обрати найбільш оптимальний базис функцій дискретного аргументу, виконаємо відновлення вхідного сигналу з використанням 10-и перших коефіцієнтів ортогонального розкладу за базисом функцій Лагера (рис. 4.19).

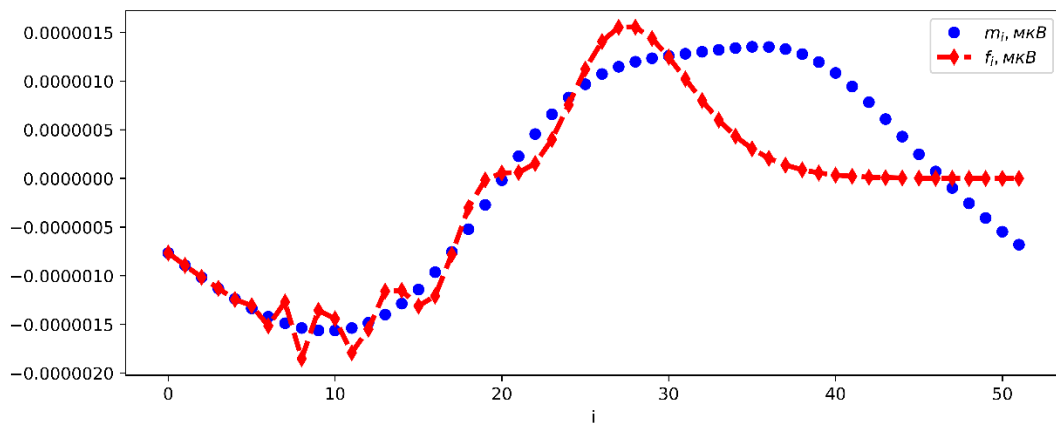


Рисунок 4.19 – Оцінка математичного сподівання усталеного ЗВП та апроксимуюча функція на основі 10-и перших коефіцієнтів розкладу за базисом Лагера

На основі порівняння відповідних графіків спектру коефіцієнтів розкладу усталеного ЗВП за базисом функцій Кравчука, Чебишева та Лагера та синтезованих апроксимуючих функцій, зробимо наступні висновки:

– найбільш вагомi значення коефіцієнтів розкладу відповідають основній частці енергії вхідного сигналу і при ортогональному розкладі за базисом Чебишева зосереджені в найменшому діапазоні $k = \overline{0,8}$;

– апроксимуючі функції з використанням коефіцієнтів розкладу за базисами функцій Чебишева та Лагера відображають ідентичний результат, максимально наближаючись до вхідного сигналу.

Для порівняння та знаходження найбільш оптимального базису для ортогонального розкладу досліджуваного сигналу було здійснено ДПФ, який часто використовують у спектральному аналізі і математичний апарат якого є відомим.

Представимо графік залежності (рис.4.20) між сумою квадратів складових розкладу ДПФ, ортогональних розкладів за базисом функцій Чебишева, Лагера, Кравчука та повною енергією математичного сподівання.

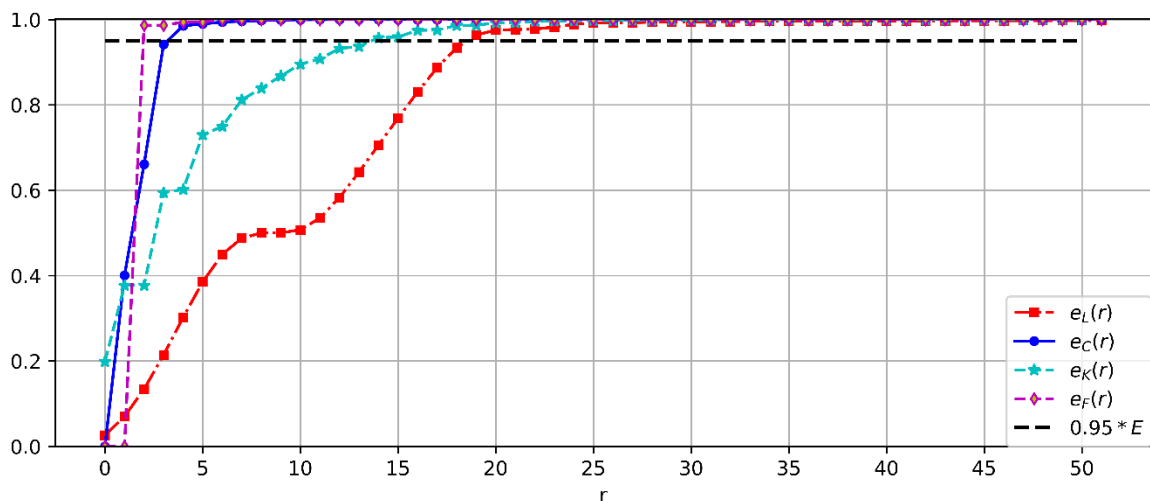


Рисунок 4.20 – Графік залежності енергетичного вкладу перших r складових ортогонального розкладу в повну енергію E математичного сподівання ($e_L(r)$ – при використанні системи базисних функцій Лагера, $e_C(r)$ – функцій Чебишева, $e_K(r)$ – функцій Кравчука, $e_F(r)$ – дискретного перетворення Фур'є

Аналіз графіків на рис.4.20 показує, що для того, щоб складові розкладу відображали не менше ніж 0.95 енергії, необхідно обрати 3 коефіцієнти (складових

розкладу), використовуючи систему функцій Чебишева, 13 – для функцій Кравчука, 18 – для функцій Лагера та 4 для дискретного перетворення Фур'є.

Представимо результати ідентифікації інформативних параметрів, отриманих як підмножина із множини складових ортогонального розкладу за базисами функції дискретного аргументу в результаті застосування критерію (3.37). Ідентифікацію інформативних параметрів було виконано для всіх зареєстрованих усталених ЗВП зареєстрованих при наступних частотах стимуляції: 6, 8, 10 та 12 Гц і представлено для порівняння у вигляді таблиці:

Таблиця 4.1 – Кількість складових розкладу, що задовольняють умову $e(r) \geq 0,95$

Розклад досліджуваного сигналу за функціями дискретного аргументу:	Частота стимуляції при реєстрації усталеного ЗВП, Гц			
	6	8	10	12
Чебишева	5	5	3	3
Кравчука	17	16	13	11
Лагера	22	21	18	15
ДПФ	6	6	4	4

Результати представлені у таблиці 4.1 свідчать про те, що збільшення частоти стимуляції при реєстрації усталеного ЗВП призводить до зменшення кількості складових розкладу за базисами дискретних ортогональних поліномів або дискретного перетворення Фур'є. Якщо не брати до уваги дану особливість, то результати ортогонального розкладу за базисом функцій Чебишева та ДПФ свідчать про практично однакову кількість необхідних складових розкладу для відновлення заданого рівня енергії вхідного сигналу. Зауважимо, що основну частку енергії відображає другий коефіцієнт ДПФ, тобто саме в ньому відбувається консолідація усіх особливостей досліджуваного сигналу. При ортогональному розкладі за базисом функцій Чебишева енергія сигналу зосереджена не лише в одному коефіцієнті розкладу, а в декількох перших, відповідно кожен з них

відображає певну особливість вхідного сигналу, що є важливо в подальшій діагностиці забезпечуючи гнучкість та більш широку параметризацію.

В програмній реалізації консолідовані результати представлені у вигляді таблиці (рис. 4.21), при цьому користувач має можливість переглянути графіки спектрів ортогонального розкладу за базисами функцій Чебишева, Лагера та Кравчука усталеного ЗВП.

	CHEBYSHEV	KRAVCHUK	LAGER	FOURIER
SIGNAL O1	6	18	23	8
SIGNAL O2	6	17	23	8

Рисунок 4.21 – Результати виконання програмного модулю “Decomposition.py”

Зауважмо, що дана інформація є опціональною і необхідна лише для візуального відображення частини алгоритму оцінювання інформаційних характеристик. У програмній реалізації використовують лише ортогональний розклад за базисом функцій Чебишева як такий, що показав найкращі результати згідно таблиці 4.1. *Результатом* виконання програмного модуля “Decomposition.py” є набір коефіцієнтів (векторів A_1, A_2 у зображенні (3.67)), ортогонального розкладу за базисом функцій Чебишева дискретного аргументу оцінки математичного сподівання кожного із двох одноканальних усталених ЗВП.

4.3.4 Результати двовимірного розкладу Карунена-Лоева двоканального усталеного ЗВП

Для ідентифікації інформативних характеристик на основі оцінки математичного сподівання одноканального усталеного ЗВП в попередньому пункті було застосованого ортогональний розклад за базисом функцій Чебишева дискретного аргументу. Для ідентифікації інформативних характеристик на основі взаємної кореляційної функції було запропоновано та обґрунтовано застосування у розділі 3 розклад Карунена-Лоева, і відповідно розроблено програмний модуль “KLT.py”, результати виконання якого представимо у цьому пункті.

Для використання розкладу Карунена-Лоева достатньо отримати коваріаційну матрицю досліджуваного процесу, відповідні власні вектори та її власні значення. У розділі 3 було детально описано реалізацію розкладу одразу для двовимірного усталеного ЗВП. Для перевірки доцільності застосування розкладу Карунена-Лоева для одноканального досліджуваного сигналу виконаємо і таке перетворення.

Розклад Карунена-Лоева кореляційної функції одновимірного ЗВП. Для виконання розкладу одноканального усталеного ЗВП зареєстрованого на одній із позицій O_1 чи O_2 при частоті стимуляції 10 Гц перш за все здійснимо центрування досліджуваного сигналу. Для цього оцінимо математичне сподівання усталеного ЗВП ($F_s = 10$ Гц, $\hat{T} \approx 0,1$ с) з використанням методу φ – серій протягом одного періоду (результат виконання програмного модуля “Features.py”).

З використанням методу φ – серій отримаємо оцінку кореляційної функції досліджуваного сигналу у вигляді кореляційної матриці \mathbf{R} розмірності (51×51). Головна діагональ \mathbf{R} є водночас і оцінкою дисперсій кожної із φ – серій, а їх сума складає повну енергію центрованого усталеного ЗВП і дана властивість є основою при застосуванні критеріїв (3.65) та (3.66).

Результатом розкладу KLT є набір власних векторів $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_k$ та відповідних власних значень $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_k, k \in \overline{[0, 51]}$ матриці \mathbf{R} . На рис. 4.22

представлено перших два власних вектори ϕ_1 та ϕ_2 ($k = \overline{[0,51]}$), які відображають найбільший відсоток енергії досліджуваного сигналу.

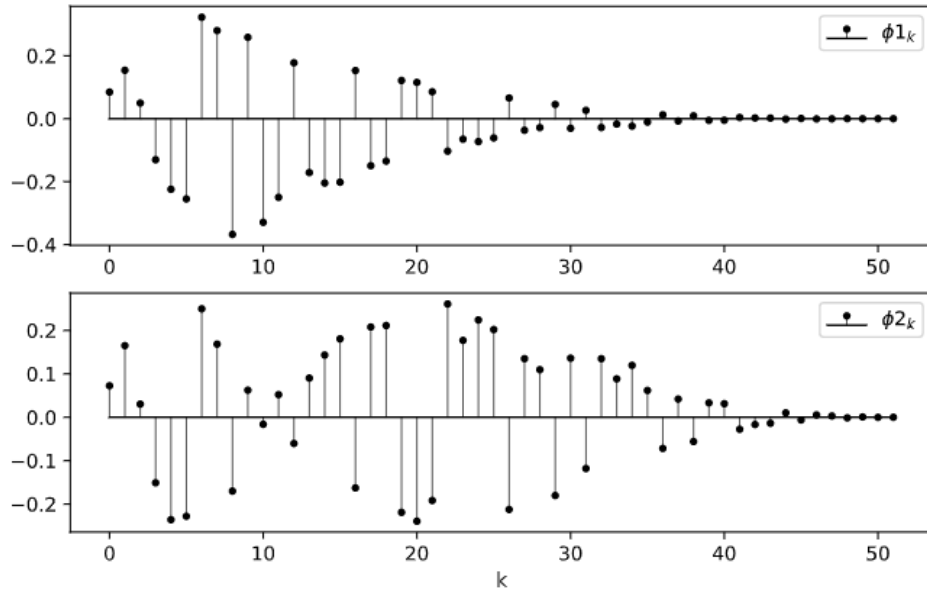


Рисунок 4.22 – Перших два власні вектори кореляційної матриці \mathbf{R} одноканального усталеного ЗВП: перший відображає 42% , другий – 18% енергії процесу

На рис. 4.23 представлено перших 21 (оскільки решта є достатньо малими за величиною і недоцільно їх представляти) власних значень із всього набору $\{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_k\}$, ($k = \overline{[0,51]}$) та результат отримані при застосуванні правила Кайзера (3.66), згідно з яким інформативними параметрами будуть лише ті власні вектори (в даному випадку 6), власні значення яких знаходяться над заданою лінією.

Графічно представимо результати застосування критерію (3.65) на рис. 4.24, на якому відображено залежність між сумою власних значень кореляційної матриці \mathbf{R} одноканального усталеного ЗВП та повною енергією досліджуваного сигналу, отриманої як слід кореляційної матриці. Тобто графік відображає результат застосування вищевказаного критерію, а саме для виконання критерію $e(m) \geq 0.95$ необхідно обрати 6-ть перших власних векторів відповідно до власних значень, які використали при обчисленні.

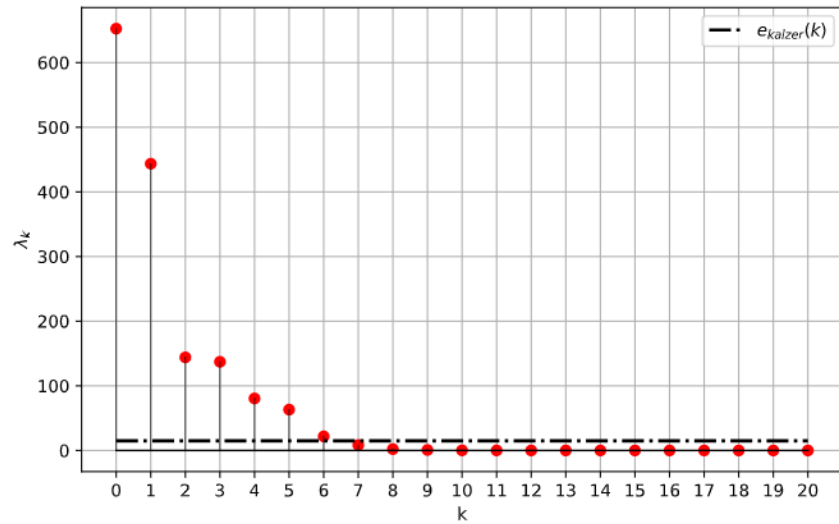


Рисунок 4.23 – Перші 21 власних значень кореляційної матриці \mathbf{R} одноканального усталеного ЗВП

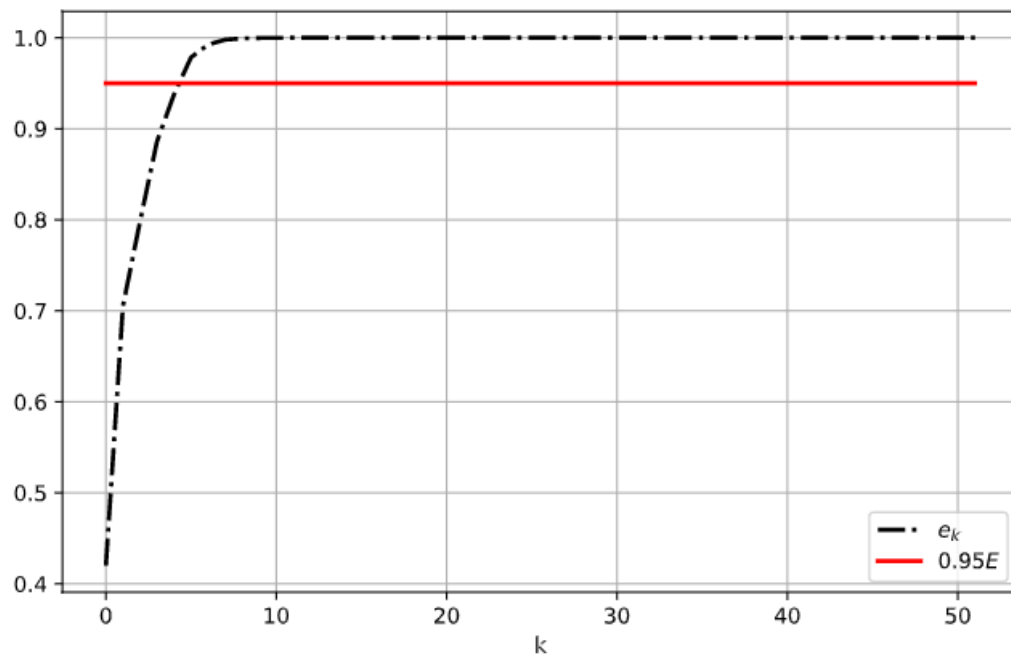


Рисунок 4.24 – Сума власних значень m кореляційної матриці \mathbf{R} одноканального усталеного ЗВП та заданий рівень критерію $e(m) \geq 0.95$

Табл. 4.2 відображає середні значення кількості власних векторів, отримані з використанням критеріїв (3.65), (3.66) для усталеного одноканального ЗВП при різних частотах стимуляції.

Таблиця 4.2 – Відповідність оптимальної кількості інформативних параметрів та частоти стимуляції для одноканального усталеного ЗВП

Статистика	Частота стимуляції при реєстрації усталеного ЗВП, Гц											
	6			8			10			12		
	O_1	O_2	Разом	O_1	O_2	Разом	O_1	O_2	Разом	O_1	O_2	Разом
Правило Кайзера	10	10	20	8	8	16	7	7	14	5	5	10
$e(m) \geq 0.95$	10	11	21	8	9	17	7	8	15	6	6	12

Результати в таблиці 4.2 свідчать, що приймаючи правило Кайзера потрібно використовувати більшу кількість параметрів у порівнянні із енергетичним критерієм (3.65). Із збільшенням частоти стимуляції кількість параметрів, в яких зосереджена основна енергія сигналу, зменшується.

Результати розкладу взаємної кореляційної функції двовимірного ЗВП. Поетапно представимо результати виконання двовимірного розкладу Карунена-Лоева для реалізації двоканального усталеного ЗВП зареєстрованого одночасно із позицій O_1 та O_2 при частоті стимуляції 10 Гц.

У межах попередньої обробки дискретного сигналу виконаємо центрування, тобто оцінимо математичне сподівання кожної із одноканальних реалізацій досліджуваного сигналу. Рис. 4.12 демонструє оцінку математичного сподівання усталеного ЗВП ($F_s = 10$ Гц, $\hat{T} \approx 0,1$ с) отриманого з використанням методу φ – серій протягом одного періоду зареєстрованих на позиціях O_1 та O_2 відповідно.

Головна діагональ взаємної кореляційної матриці розмірності (100×100) відображає оцінки дисперсій кожної із φ – серій. Необхідно зауважити, що їх сума складає повну енергію центрованого двоканального усталеного ЗВП і ця властивість буде використана у статистиках (3.65) та (3.66).

На основі обчисленої оцінки взаємної кореляційної матриці, здійснено розклад Карунена-Лоева та отримано набір власних векторів $\{\phi_{k,1}, \phi_{k,2}, \dots, \phi_{k,i}\}$ та відповідних власних значень $\{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_k\}$, $k \in \overline{[0, N-1]}$ матриці \mathbf{R} .

Розглянемо отриманий масив власних значень $\{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_k\}$, ($k = \overline{[1, 100]}$), що представлено на рис. 4.25. На основі їх використання здійснимо оцінку оптимальної кількості інформативних характеристик згідно критерію (3.65) та правила Кайзера (3.66). Зазначимо, що зображено лише перших 25 власних значень, оскільки решта є достатньо малими за величиною і недоцільно їх представляти. Штрих пунктирна лінія відображає потужність усталеного ЗВП і демонструє правило Кайзера, згідно з яким інформативними параметрами будуть лише ті власні вектори (в даному випадку 15), власні значення яких знаходяться над заданою лінією.

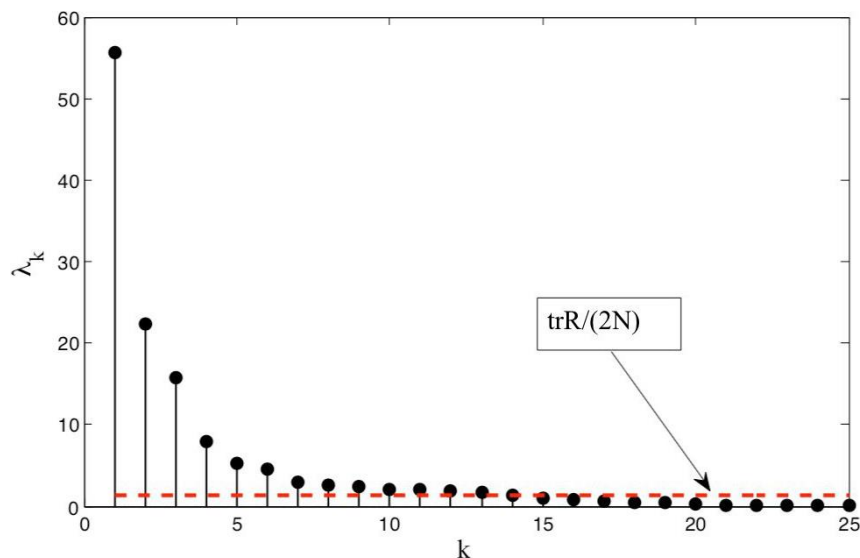


Рисунок 4.25 – Перших 25 власних значень крос-кореляційної матриці \mathbf{R} двоканального усталеного ЗВП

На рис. 4.26 зображено перші два власних вектори ϕ_1 та ϕ_2 ($k = \overline{[1, 100]}$), які відображають найбільший відсоток енергій двовимірного досліджуваного сигналу.

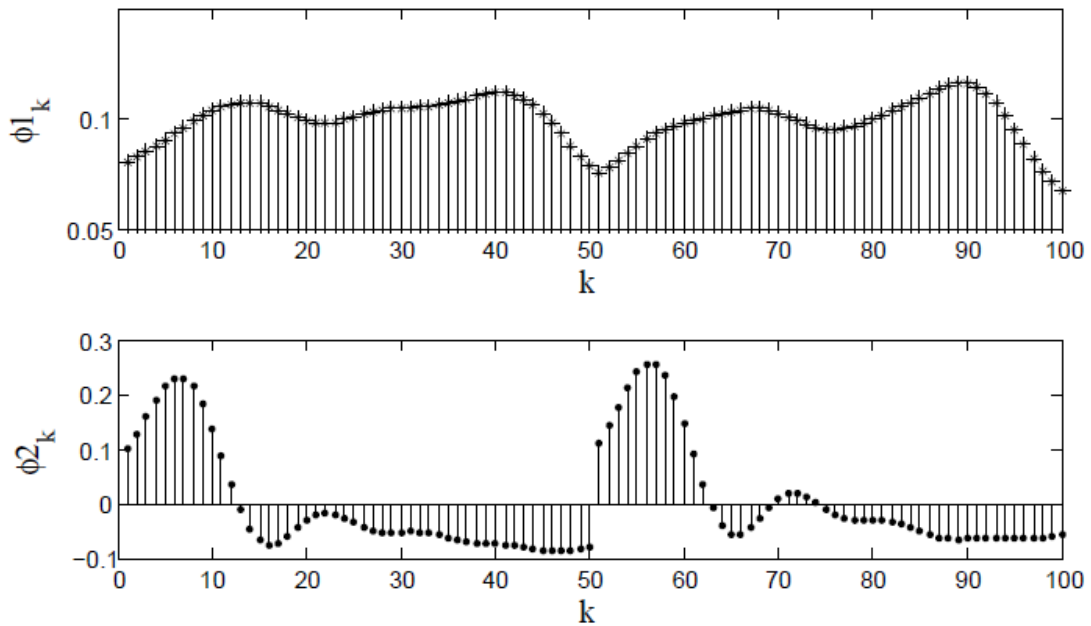


Рисунок 4.26 – Перших два власні вектори взаємної кореляційної матриці \mathbf{R} двоканального усталеного ЗВП: перший відображає 42% , другий – 17% енергії процесу

Нижче наведена табл. 4.3, що відображає відповідність між отриманим з використанням вищезгаданих критеріїв середнього значення кількості власних векторів та частотою стимуляції двоканального усталеного ЗВП на основі проведених експериментів для кожної із осіб, що брали участь у дослідженні.

Таблиця 4.3 – Відповідність оптимальної кількості інформативних параметрів та частоти стимуляції для двоканального усталеного ЗВП

Статистика	Частота стимуляції при реєстрації усталеного ЗВП, Гц			
	6	8	10	12
Правило Кайзера	20	16	14	12
$e(m) \geq 0.95$	18	15	12	10

Для оцінки оптимальної кількості інформативних параметрів було запропоновано два критерії, щоб обрати найбільш доцільний для поставленої задачі. Правило Кайзера будується на основі припущення, що інформативна

складова сигналу повинна мати більшу амплітуду та значно меншу розмірність, а завада (шум) малу амплітуду і велику розмірність. Це припущення не завжди є вірним, відповідно це є певним недоліком у застосуванні критерію (3.66). Автори статті [91] стверджують, що правило Кайзера при великій розмірності даних занижує кількість значущих параметрів.

Таблиці 4.2 та 4.3 вказують на обернену залежність між частотою стимуляції та кількістю власних векторів кореляційної матриці усталеного ЗВП. Це пояснюється зміною тривалості періоду N . Наприклад, для реалізації усталеного ЗВП з частотою стимуляції 10 Гц, розмірність кореляційної матриці становить (102×102) , а для усталеного ЗВП з частотою стимуляції 6 Гц буде (170×170) . Внаслідок цього кількість власних значень і векторів збільшується. Також необхідно зауважити, що із збільшенням значення $e(m)$, кількість інформативних параметрів збільшуватиметься.

На початку підпункту було вказано одну із цілей, а саме: порівняння сукупних результатів перетворення KLT для двох одноканальних усталених ЗВП та для одного двоканального зареєстрованих для однієї і тієї людини в одних і тих же умовах.

Для порівняння було виконано обчислення середньої оптимальної кількості інформативних параметрів для кожного окремого сигналу зареєстрованого послідовно на позиціях O_1 та O_2 та одночасно на цих же двох позиціях. Згідно з даними табл. 4.2 при частоті 10 Гц достатньо взяти 14 (згідно правила Кайзера) та 15 (згідно встановленого відсотку енергії) інформативних параметрів. При аналізі двоканального усталеного ЗВП достатньо використати взяти 14 (згідно правила Кайзера) та 12 (згідно встановленого відсотку енергії) інформативних параметрів (табл. 4.3). Зауважимо, що при використанні статистики (3.65) кількість параметрів для опису двох одноканальних сигналів є більшою, тобто деякі з інформативних параметрів дублюють первинну корисну інформацію, підтверджуючи факт взаємозв'язку між зоровими каналами [10], який необхідно враховувати при діагностиці.

У розробленому програмному забезпеченні (“KLT.py”) результати розкладу KLT представлені таблично (рис. 4.27). При цьому користувач має змогу переглянути деталі, отримати графіки значимих власних векторів.

KAIZER'S RULE	0.95% OF ENERGY
18	14

Рисунок 4.27 – Результати виконання функціонального модулю “KLT.py”

На основі використання критеріїв (3.37) та (3.65) було знайдено оптимальну кількість коефіцієнтів необхідних для вирішення задачі класифікації (таблиця 4.4).

Таблиця 4.4 – Відповідність оптимальної кількості інформативних параметрів двоканального усталеного ЗВП отриманого при різних частотах стимуляції

Кількість елементів множини	Частота стимуляції при реєстрації усталеного ЗВП, Гц			
	6	8	10	12
$A_1, A_2 (r, r)$	5, 5	5, 5	3, 3	3, 3
$\Theta(m \times N)$	18×85	15×64	12×51	10×43

Отже, для отримання інформативних параметрів центрованого усталеного ЗВП будемо використовувати KLT розклад двоканальної реалізації, а для оцінки оптимальної кількості параметрів – статистику на основі відновленого відсотку енергії. *Результатом* виконання програмного модулю “KLT.py” є матриця власних векторів розмірності $(m \times N)$ взаємної кореляційної матриці \mathbf{R} двоканального усталеного ЗВП відповідних m значущих власних значень.

Результатом виконання алгоритму ідентифікації інформативних ознак та його реалізації у програмних модулях “Period.py”, “Features.py”,

“Decomposition.py”, “KLT.py” є обчислений набір ознак, що є точкою в багатовимірному діагностичному просторі, яка характеризує і відображає усі агреговані властивості усталеного ЗВП для конкретного учасника експерименту.

4.4 Алгоритм класифікації з використанням методу найближчих сусідів KNN

Як було зазначено у розділі 3 метод k -найближчих сусідів (KNN) є параметричним, тобто для його виконання і досягнення відповідної точності класифікації необхідно емпірично визначити значення ваг $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$ та k для його ініціалізації. З цією метою було виконано перехресну перевірку [109] на базі зареєстрованих попередньо даних (п. 4.2).

Кожен елемент вибірки характеризується набором ознак $\Xi = (A_1, A_2, \Theta)$ і є промаркований мітками “Здоровий” чи “Патологія” відповідно до попереднього результату огляду офтальмологом. Усю навчальну вибірку обсягом 45 прикладів розділено на тренувальну – 35 елементів та тестувальну (контрольну) обсягом 10 елементів. Для виконання перехресної перевірки наперед було задано можливі значення ваг $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$ з врахуванням їх нормування $\sum_{i=1}^3 \alpha_i = 1$ та діапазон можливих значень для параметра k . В роботі було використано функцію GridSearchCV для виконання перехресної перевірки із бібліотеки Scikit-learn реалізовану на Python [114, 115], яка має уже вбудовані атрибути `param_grid` для вказання можливих параметрів, виконує алгоритм перевірки паралельно у кілька потоків з для економії часу та ресурсів.

На основі отриманих результатів (в таблиці 4.5 наведено результати оцінок вагових коефіцієнтів та кількості найближчих сусідів для сигналу при $F_s = 10\text{Гц}$) оцінено найбільш оптимальні значення ваг для запропонованого методу класифікації.

Результати представлені у таблиці 4.5 свідчать про майже однакову важливість наборів ознак A_1, A_2 та Θ . Аналогічно були отримані параметри для KNN з метою виконання бінарної класифікації при використанні усталених ЗВП зареєстрованих при інших частотах стимуляції. Результати перехресної перевірки є наведеними у таблиці 4.6 і є остаточними для застосування у програмному модулі “KLT.py”.

Таблиця 4.5 – Залежність характеристик класифікатора від параметрів методу KNN для усталеного ЗВП при $F_s = 10$ Гц (виділено оптимальний варіант)

Комбінації ваг			k	Точність, %	Чутливість, %	Специфічність, %
α_1	α_2	α_3				
0	0,5	0,5	9	82,2	66,7	9,8
1/3	1/3	1/3	9	86,7	78,6	6,7
0,5	0,25	0,25	9	88,1	83,9	6,7
0,4	0,3	0,3	9	93,5	90,6	5,3
0,2	0,4	0,4	7	91,7	87,1	5,9
0,3	0,35	0,35	9	97,2	93,3	3,2

Таблиця 4.6 – Відповідність параметрів для методу KNN та частоти стимуляції усталених ЗВП

Комбінації ваг			k	F_s , Гц
α_1	α_2	α_3		
0,3	0,35	0,35	9	12
0,3	0,35	0,35	9	10
0,3	0,35	0,35	11	8
0,3	0,35	0,35	11	6

Завершальним етапом є виконання бінарної класифікації (“KNN.py”) при цьому кінцевий користувач отримає звіт на екрані монітора, що відображає

ймовірність віднесення до класу “Здоровий” чи “Патологія” та поетапні графіки. Також є можливість друку результатів (додаток Д) чи надсилання їх на вказану електронну пошту, додавання набору інформативних параметрів до існуючої бази даних для підвищення точності в майбутньому за рахунок збільшення обсягу тестової вибірки. Виконання цієї функції забезпечується програмним модулем “Mail and Print.py”.

Часова складність алгоритму залежить лінійно від обсягу навчальної вибірки, оскільки при виконанні алгоритму класифікації необхідно визначати відстань від непромаркованого елемента до кожного промаркованого. Обчислювальна та часова складність алгоритму становить $O(n)$.

Для оцінювання ефективності застосування ІТ аналізу усталених ЗВП на основі математичної моделі у вигляді двовимірного ЛПВП, обґрунтованих алгоритмів ідентифікації інформативних параметрів та класифікації з використанням ортогонального розкладу за базисом функцій Чебишева дискретного аргументу, двовимірного перетворення Карунена-Лоева та модифікованого KNN, здійснимо порівняння існуючих алгоритмів за метриками оцінки якості класифікації (Т – точністю, С – специфічністю, Ч – чутливістю) на ідентичних промаркованих даних. Такий метод валідації детально представлено авторами у книзі [117].

Об’єктами порівняння були наступні комбінації досліджуваних сигналів та алгоритмів, алгоритмів ідентифікації інформативних параметрів та прийняття рішення на основі використання:

- зорового викликаного потенціалу ($F_s = 1$ Гц) та обґрунтованих у роботі алгоритмів ідентифікації та класифікації для оцінювання ефективності застосування саме усталеного ЗВП (варіант А);

- усталеного ЗВП ($F_s = 10$ Гц), лише ортогонального розкладу за базисом функцій Чебишева дискретного аргументу для оцінки інформативних параметрів на основі середнього досліджуваного сигналу та немодифікованого KNN (варіант Б);

- усталеного ЗВП ($F_s = 10$ Гц) та ДПФ для оцінки інформативних параметрів на основі математичного сподівання, двовимірного перетворення Карунена-Лоева та модифікованого KNN (варіант В);

- усталеного ЗВП ($F_s = 10$ Гц), обґрунтованого у роботі алгоритму ідентифікації інформативних параметрів та немодифікованого KNN для оцінювання ефективності застосування модифікованого алгоритму класифікації (варіант Г);

- усталеного ЗВП ($F_s = 10$ Гц) та обґрунтованих у роботі алгоритмів ідентифікації інформативних параметрів та класифікації (варіант Д).

Результати порівняння наведено у табл. 4.7:

Таблиця 4.7 – Залежність якості класифікації від обраного алгоритму ідентифікації інформативних характеристик та параметрів методу KNN

Варіант	F_s , Гц	Алгоритм	Комбінації ваг			k	Т, %	Ч, %	С, %
			α_1	α_2	α_3				
А	1	ОРЗБЧ+KLT	0,3	0,35	0,35	9	87,3	73,3	10,0
Б	10	ОРЗБЧ	0	0,5	0,5	9	82,2	66,7	9,8
В	10	ДПФ+KLT	0,3	0,35	0,35	9	93,3	90,2	5,1
Г	10	ОРЗБЧ+KLT	1/3	1/3	1/3	9	86,7	78,6	6,7
Д	10	ОРЗБЧ+KLT	0,3	0,35	0,35	9	97,2	93,3	3,2

*ОРЗБЧ – ортогональний розклад математичного сподівання за базисом функцій Чебишева дискретного аргументу

Результати порівняння свідчать про доцільність застосування усталеного ЗВП ($F_s = 10$ Гц) порівняно із фазовим ЗВП ($F_s = 1$ Гц), модифікованого методу класифікації. Зауважимо, що при використанні лише математичного сподівання як джерела інформативних параметрів (використовується у всіх відомих методах офтальмодіагностики за ЗВП), точність класифікації є найнижчою.

Перспективи розвитку досліджень ІТ для аналізу двоканального усталеного ЗВП можна окреслити наступним чином: удосконалити метод класифікації з метою встановлення конкретних діагнозів. Для цього необхідно накопичувати промарковані зареєстровані сигнали ЗВП відповідно до кожного захворювання для подальшої їх діагностики.

4.5 Висновки

1. Застосовано метод ортогональних перетворень та критерію на основі нерівності Бесселя для ідентифікації інформативних параметрів за математичним сподіванням усталених ЗВП, який дозволив обрати оптимальний базис, коефіцієнти розкладу за яким оптимально відображають досліджувану послідовність.

2. На основі експериментальних даних було обґрунтовано вибір базису функцій Чебишева для реалізації ортогонального перетворення, щоб ідентифікувати інформативні параметри для використання їх у діагностиці.

3. Реалізовано двовимірний розклад Карунена-Лоева двоканального усталеного ЗВП для ідентифікації інформативних параметрів, що на відміну від наявних враховує стохастичну періодичність досліджуваних сигналів та взаємозв'язок між двома каналами реєстрації;

4. Модифіковано KNN алгоритм з використання додаткових ваг та метрик відстані, що дозволило підвищити якість бінарної класифікації та оптимально врахувати властивості інформаційних характеристик.

5. Розроблено інформаційну технологію аналізу двоканальних усталених ЗВП, яка дозволяє здійснити діагностику зорової системи людини з врахуванням усіх наперед визначених вимог, а найголовніше – взаємозв'язку між каналами реєстрації.

6. Підвищення ефективності процесу офтальмодіагностики на основі опрацювання усталених ЗВП із використанням розробленої ІТ обумовлене підвищенням точності прийняття діагностичних рішень, розширенням

діагностичних можливостей процесу офтальмодіагностики на основі ідентифікованих нових комплексів діагностичних ознак, а також розширенням функціональності за рахунок використання сучасних програмних та технічних засобів.

ВИСНОВКИ

У дисертаційній роботі розв'язано актуальне наукове завдання підвищення ефективності процесу офтальмодіагностики на основі опрацювання усталених ЗВП шляхом реалізації інформаційної технології із використанням нової математичної моделі, методів ідентифікації та статистичного оцінювання діагностичних характеристик і прийняття рішень із урахуванням циклічності досліджуваних сигналів та їх взаємозв'язку у різних каналах реєстрації. При цьому отримано наступні наукові та практичні результати:

1. Проведено аналіз методичного та алгоритмічного забезпечення наявних інформаційних технологій автоматизованого аналізу спонтанної електричної активності та викликаних потенціалів мозку, діючих протоколів діагностики в офтальмології, що дозволило обґрунтувати необхідність та актуальність створення інформаційної технології для офтальмодіагностики на основі нової математичної моделі двоканальних усталених ЗВП та з використанням відповідних їй інформативних ознак, здійснити постановку завдання дисертаційного дослідження.

2. Розроблено та обґрунтовано математичну модель двоканального усталеного

ЗВП у вигляді двовимірного ЛПВП, яка відображає біофізичний механізм формування електричної активності мозку спричиненої зовнішньою стимуляцією, враховує взаємозв'язок між каналами реєстрації, та дозволяє здійснювати статистичний аналіз досліджуваного сигналу з врахуванням його стохастичної періодичності.

На основі побудованої математичної моделі здійснено ймовірнісний та статистичний аналіз двоканальних усталених ЗВП, що дозволило охарактеризувати взаємозв'язок характеристик моделі (ядра і породжуючого процесу ЛПВП) із моментними функціями (математичним сподіванням та кореляційною функцією) двовимірного сигналу, обґрунтувати методи їхнього оцінювання з врахуванням стохастичної періодичності та аргументувати можливість їхнього використання для ідентифікації діагностичних параметрів.

3. Здійснено аналіз математичного сподівання досліджуваного сигналу з використанням методу ортогональних розкладів за базисами поліномів Чебишева, Кравчука, Лагера дискретного аргументу, а також з використанням базису дискретних експоненціальних функцій, що дозволило ідентифікувати перший комплекс діагностичних параметрів у вигляді множини коефіцієнтів розкладу за ортонормованим базисом поліномів Чебишева дискретного аргументу.

На основі використання двовимірного розкладу Карунена-Лоева досліджуваного сигналу ідентифіковано другий комплекс діагностичних характеристик у вигляді множини власних векторів кореляційної функції двоканального усталеного ЗВП, оцінювання якої здійснено з урахуванням стохастичної періодичності сигналу.

Ідентифікація нових комплексів діагностичних характеристик дозволяє розширити діагностичні можливості процесу офтальмодіагностики з використанням розробленої ІТ.

4. Обґрунтовано використання методу найближчих сусідів (KNN) для бінарної класифікації з використанням спеціальної метрики, у якій діагностична значимість обох комплексів діагностичних параметрів відображена з використанням відповідних вагових коефіцієнтів, які обчислено емпірично з використанням методу перехресної перевірки. Це дозволило підвищити точність класифікації для попередньо промаркованих навчальних вибірок.

5. Розроблену інформаційну технологію реалізовано у вигляді хмарного програмного забезпечення, яке дозволяє здійснювати оцінювання ймовірнісних характеристик та інформативних параметрів двоканального усталеного ЗВП, будувати відповідні діагностичні простори та проводити бінарну класифікацію станів зорової системи пацієнтів, що розширило функціональність підтримки прийняття рішень процесу офтальмодіагностики.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

- [1] Збітнєва С.В, “Інвалідизація дітей в наслідок хвороб органу зору,” *Здоров’я нації*, no. 3, pp. 256-260, 2012.
- [2] Збітнєва С. В, “Захворюваність населення України на хвороби ока та його додаткового апарату,” *Вісник соціальної гігієни та організації охорони здоров’я України*, no. 3, pp. 14-17, 2010.
- [3] World Health Organization, “The World report of vision,” The International Agency for the Prevention of Blindness [Online], October 8 2019. Available: <https://www.iapb.org/resources/the-world-report-on-vision/>
- [4] Варивончик Д. В, “Світові епідеміологічні характеристики поширеності порушень зору,” *Міжнародний науково-практичний журнал “Офтальмологія”*, vol. 3, no. 1, November, 2015. [Online serial]. Available: <https://oculist.in.ua/number3/105-svitovi-epidemiologichni-kharakteristiki-poshirenosti-porushen-zoru.html>. [Accessed Mar. 5, 2019].
- [5] The International Agency for the Prevention of Blindness. (2019). *Global Vision Impairment Facts* [Online]. Available: <https://www.iapb.org/vision-2020/who-facts/>
- [6] S. R. Falxman, R. R. A. Bourne, S. Resnikoff, P.Ackland, T.Braithwaite, M.V.Cicinelli et all. (2017, October). “Global causes of blindness and distance vision impairment 1990-2020 a systematic review and meta-analysis”. *Lancet Global Health* [Online]. vol. 5, issue 12. Available: [https://www.thelancet.com/journals/langlo/article/PIIS2214-109X\(17\)30393-5/fulltext](https://www.thelancet.com/journals/langlo/article/PIIS2214-109X(17)30393-5/fulltext)
- [7] А. О. Костецька, “Медико-організаційна технологія оптимізації моніторингу порушень зору у школярів”, автореферат дисерт. канд. мед. наук, каф. упр-ння охороною здоров’я, Нац. мед. акад. післядипломної освіти, Київ, 2014.
- [8] Ч. Шагас, *Вызванные потенциалы мозга в норме и патологии*. Москва: Мир, 1975, с. 87-110.

- [9] А. М. Шамшинова, В. В. Волков, *Функциональные методы исследования в офтальмологии*. Москва: Медицина, 1999, с. 222-254.
- [10] В. В. Гнездицкий, *Вызванные потенциалы мозга в клинической практике*. Москва, Россия: МЕДпресс-информ, 2003.
- [11] D. Creel. (2012, March). "Visually evoked potential," in *Webvision: The Organization of the Retina and Visual System*, H.Kolb, E.Fernandez, R. Nelson [Online]. Available: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK107218/>
- [12] В. В. Гнездицкий, *Обратная задача ЭЭГ и клиническая электроэнцефалология*. Москва: МЕДпресс-информ, 2004
- [13] G. G. Celesia, I. Bodis-Wollner, G. E. Chatrian, G. F.A. Harding, S. Sokol, and H. Spekreijse, "Recommended standards for electroretinograms and visual evoked potentials. Report of an IFCN Committee," *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, vol. 87, no. 6, pp. 421-433, Dec.1993.
- [14] J.V. Odom and all, "ISCEV standard for clinical visual evoked potentials: (2016 update)", *Documenta Ophthalmologica*, vol. 133, no. 1, pp. 1-9, Jul.2016.
- [15] С. А. Аникин, В. Е. Олюшин, Т. Н. Фадеева, "Интраоперационный мониторинг зрительных вызванных потенциалов в нейрохирургической практике при удалении опухолей хиазмально-селлярной области," *Бюллетень сибирской медицины*, №5, с.49-54, 2008.
- [16] А. А. Шпак, *Исследование зрительных вызванных потенциалов в офтальмологии и офтальмохирургии*. Москва: МНТК Микрохирургия глаза, 1993.
- [17] F.-B. Vialatte, M. Maurice, J. Dauwels, A. Cichocki, "Steady-state visually evoked potentials: Focus on essential paradigms and future perspectives," *Progress in neurobiology*, vol.90, no. 4, pp. 418-438, Apr 2010.
- [18] A. Elsheshai, O. Elkholy, H. Abou-El-Wafa, I. Ramadan, "Visual Evoked Potential (VEP) in schizophrenia and psychotic depression," *World Journal of Life Sciences and Medical Research*, vol.1, no. 2, pp. 11-14, Jan 2011.

- [19] М.Є. Фриз, “Інформаційно-вимірювальна система для офтальмодіагностики методом реєстрації зорових викликаних потенціалів,” автореферат дис. канд. тех. наук., каф. авт. експер. дос-нь, НАУ, Київ, 2000.
- [20] J. W.Y. Kam and all, “Systematic comparison between a wireless EEG system with dry electrodes and a wired EEG system with wet electrodes”, *NeuroImage*, Vol.184, pp.119-129, Jan.2019.
- [21] B. Farnsworth. (2017, Apr. 11). *Top 14 EEG Hardware Companies* [Online]. Available: <https://imotions.com/blog/top-14-eeg-hardware-companies-ranked>
- [22] Compumedics Neuroscan. (2019). *Overview of all Neuroscan amplifiers* [Online]. Available: <https://compumedicsneuroscan.com/amplifiers-compared/>
- [23] NDI Medical. (2019). *Polaris Spectra and Vicra* [Online]. Available: <https://www.ndigital.com/medical/products/polaris-family/>
- [24] Emotiv. (2019). *The Science behind our technology* [Online]. Available: <https://www.emotiv.com/our-technology/>
- [25] M. K. Mukerjee. (2019). *NeuroPhone: Brain-Mobile Phone Interface using a Wireless EEG Headset* [Online]. Available: <https://www.emotiv.com/independent-studies/neurophone-brain-mobile-phone-interface-using-a-wireless-eeg-headset/>
- [26] Tredex experience. (2019). *Компьютерные электроэнцефалографы серии “Эксперт”* [Онлайн]. Доступно: <http://www.tredex-company.com/ru/content/computer-electroencephalographs-expert-series>
- [27] ATR Neural Information Analysis Laboratories. (May 10, 2017). *Standard data format MEG/EEG* [Online]. Available: https://vbmeg.atr.jp/docs/v2/attachFile/vbmeg2_job_functions/Standard-format-MEG_EEG_2_0_0_en.pdf
- [28] iMotion. (2019). *Introducing iMotions 8.0. The Next Generation of Human Behavior Research Software* [Online]. Available: <https://imotions.com/release/>
- [29] Compumedics Neuroscan. (2019). *Curry 8S – Signal Processing* [Online]. Available: <https://compumedicsneuroscan.com/product/curry-8-signal-processing-s/>
- [30] DX комплекси. (2019). *EEG комплекс “Axon St”* [Онлайн]. Доступно: <http://www.dx-com.com.ua/product/eeg-kompleks-axon-st/>

- [31] S. Saeid, J. Chamers, *EEG signal processing*. Chichester: John Willey & Sons. Ltd., 2007.
- [32] C. Davila, R. Srebro, "Subspace averaging of steady-state visual evoked potentials", *IEEE transaction on biomedical engineering*, Vol.46, No. 6, pp. 720-728, Jun.2000.
- [33] J. R. Heckenlively, G. B. Arden, *Principles and practice of Clinical Electrophysiology of Vision*. Cambridge: The MIT Press, 2006.
- [34] М. А. Стадник, "Статистичний аналіз зорових викликаних потенціалів стійкого стану," в конференції *Природничі науки та інформаційні технології*, Тернопіль: ТНТУ, 2012, с. 63.
- [35] Б. Г. Марченко, О. В. Мацюк, М. Є. Фриз, *Математичні моделі й обробка сигналів в офтальмології*. Тернопіль: В-во ТДТУ ім. І. Пулюя, 2005.
- [36] K.F.K. Wong, A. Galka, O. Yamashita, T. Ozaki, "Modelling non-stationarity variance in EEG time series by state space GARCH model," *Computers in Biology and medicine*, Vol.12, No. 36, pp. 1-9, Dec.2006.
- [37] N. Yu, L. Wu, D. Zou, Y. Chen, H. Lu, "A MISO-ARX-Based method for single-trial evoked potential extraction," *Biomed Research International*, vol. 2017, 10 pages, Feb. 2017.
- [38] A. Capilla, P. Pazo-Alvarez, A. Darriba, P. Campo, J.Gross, "Steady-state visual evoked potentials can be explained by temporal superposition of transient event-related responses", *PLoS One*, vol. 6, no.1, e14543.
- [39] S. Makeig, M. Westerfield, T. Jung, S.Enghoff, J. Townsend, "Dynamic brain sources of visual evoked responses", *Science*, vol.295, pp.690-694, Jan. 2002.
- [40] R. Q. Quiroga, O. A. Rosso, E. Basar, M. Schurmann, "Wavelet entropy in event-related potentials: a new method shows ordering of EEG oscillations," *Biological Cybernetics*, vol. 84, pp.291-9, Apr.2001.
- [41] S. Blanco, A. Figliola, R. Q. Quiroga, O. A. Rosso, E. Serrano, "Time-frequency analysis of electroencephalogram series. III. Wavelet packets and information cost function", *Physical Review E*, vol. 57, no.1, pp. 932-940, Jan.1998.

- [42] А. О. Попов, “Розробка методів та засобів обробки ЕЕГ для епілептології”, автореферат дис. канд. тех. наук., каф. біомед. електрон. пристроїв і сис-м, Харків. міжнародний ун-т радіоелектроніки, Київ, 2006.
- [43] R. Nagarajan, C. Balanchandaran, D.Gunaratnam, A. Klistorner, S. Graham, “Neural network model for early detection of glaucoma using multi-focal visual evoked potential,” *IOVS*, vol.43, issue 13, Dec.2002.
- [44] E. D. Adrian, B. H.C. Matthews, “The Berger rhythm: potential changes from the occipital lobes in man,” *Brain Journal of Neurology*, vol.67, issue 4, pp.355-385, Dec 1934.
- [45] A. L. Hodgkin, A. F. Huxley, “Current carried by sodium and potassium ions through the membrane of the giant axon of *Loligo*,” *the Journal of Physiology*, vol. 116, issue 4, pp.449-472, Apr 1952.
- [46] М. Н. Жадин, *Биофизические основы формирования электроэнцефалограммы*, Москва: Наука, 1984.
- [47] F. Gabbiani, C. Koch, “Principles of Spike Train Analysis,” in *Methods in Neuronal Modeling*, C. Koch, I. Segev, Cambridge: MIT Press, 1998. pp. 313-360.
- [48] S. Gibson, J. W. Judy, D. Marcovic, “Spike Sorting,” *IEEE Signal processing magazine*, vol.29, issue 1, pp.124-143, 2012.
- [49] Б. Г. Марченко, “Линейные случайные процессы и их приложения”, Київ: Наукова думка, 1975.
- [50] Б. Г. Марченко, “Метод стохастических интегральных представлений и его приложения в радиотехнике”, Київ: Наукова думка, 1973.
- [51] Б. Б. Млинко, М. Є. Фриз, “Алгоритм статистичної діагностики на основі реєстрації та аналізу фотоплетизмосигналів,” *Вісник Хмельницького національного університету. Технічні науки*, вип. 4, с. 176-182, 2013.
- [52] Т. В. Михайлович, М. Є. Фриз, “Інформаційна система для імітаційного моделювання водоспоживання,” *Вісник Хмельницького національного університету. Технічні науки*, вип. 6, с. 264-268, 2013.

- [53] Б. Г. Марченко, М. В. Приймак, “Побудова моделі та аналіз стохастично періодичних навантажень енергосистем,” *Праці інституту електродинаміки Національної академії наук України*, вип.1, с.129-153, 1991.
- [54] Б. Г. Марченко, Н. В. Мулик, М. Є. Фриз, “Визначення основних ймовірнісних характеристик газонавантаження,” *Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах*, вип. 2, с. 152-157, 2005.
- [55] О. В. Маєвський, О. В. Мацюк, М. В. Приймак, Г. В. Шимчук, “Моделі та інформаційні технології дослідження стохастично періодичних потоків,” *Вісник національного університету “Львівська політехніка”*, вип. 832, с. 242-253, 2015.
- [56] Б. Г. Марченко, “Лінійні періодичні процеси,” *Праці інституту електродинаміки Національної академії наук України*, с.172-185, 1999.
- [57] Б. Г. Марченко, *Метод стохастических интегральных представлений и его приложения в радиотехнике*, Київ: Наукова думка, 1973.
- [58] М. Є. Фриз, “Властивості умовних лінійних процесів та їх застосування в прикладних задачах математичного моделювання стохастичних сигналів,” *Математичне та комп’ютерне моделювання: технічні науки*, вип. 6, с. 228-237, Лют. 2012
- [59] В. П. Бабак, Б. Г. Марченко, М. Є. Фриз, *Теорія ймовірностей, випадкові процеси та математична статистика*, Київ: Техніка, 2004.
- [60] E.Serpedin, F. Panduru, I. Sari, G. V. Giannakis, “Bibliography on cyclostationarity,” *Elsevier Signal processing*, vol. 85, pp. 2233-2303, Jun. 2005.
- [61] W. A. Gardner, A. Napolitano, L. Paura, “Cyclostationarity: Half a century of research,” *Signal Processing*, vol. 86, pp.639-697, Jun 2005.
- [62] Y.P. Dragan, I.N. Yavorsky, *Rythmics of sea waves and underwater acoustic signals*, Kyiv: Naukova Dumka, 1982.
- [63] Б. Г. Марченко, М. В. Мислович, *Вібродіагностика підшипникових вузлів електричних машин*, Київ: Наукова думка, 1992.

- [64] W.A. Gardner, L. Franks, "Characterization of cyclostationary random signal processes," *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 21, issue 1, pp.4-14, Jan.1975.
- [65] G.B. Giannakis, "Cyclostationary signal analysis", in *Statistical Signal Processing Section of Digital Signal Processing Handbook*, V.K. Madisetti, D. Williams (Eds.), Boca Raton: CRC Press, Chapter 17.
- [66] Е. Е. Слуцкий, *Избранные труды: Теория вероятностей. Математическая статистика*, Москва: Изд-во АН СССР, 1960.
- [67] T. A.Woolsey, J. Hanaway, M. Gado, *The brain Atlas: A Visual Guide to the Human Central Nervous System*, 3rd ed, John Willey & Sons. Ltd, 2008.
- [68] M. Fryz, M. Stadnyk, "Justification of mathematical model of the steady-state visual evoked potential in a form of the linear random process," *Electronics and control systems*, vol. 23, issue 35, pp. 100-107, Mar 2013.
- [69] М. Є. Фриз, М. А. Стадник, "Лінійний періодичний випадковий процес як математична модель усталеного зорового викликаного потенціалу," *Моделювання та інформаційні технології: зб. наук. пр. Нац. акад. наук України, Інститут проблем моделювання в енергетиці ім. Г. Є. Пухова*, вип.72, с. 36-43, Бер 2014.
- [70] В. Гузій, М. В. Приймак, "Исследование возможности измерения периода корреляции периодически коррелированного случайного процесса по одной наблюдаемой реализации," *Вестник Киевского института. Электроника и звукотехника*, вип. 8, с. 31-33, 1984.
- [71] М. Є. Фриз, М. А. Стадник, "Математична модель двоканального усталеного зорового викликаного потенціалу в задачах розробки інформаційних технологій офтальмодіагностики," *Вісник Хмельницького національного університету*, вип. 1 (209), с. 126-133, Лют 2014.
- [72] М. Є. Фриз, М. А. Стадник, "Лінійний періодичний випадковий процес як математична модель усталеного зорового викликаного потенціалу," *Моделювання та інформаційні технології: зб. наук. пр. Нац. акад. наук*

України, Інститут проблем моделювання в енергетиці ім. Г. Є. Пухова, вип. 72, с. 36-43, 2014.

- [73] М. А. Стадник “Оцінювання інформативних параметрів усталених зорових викликаних потенціалів з використанням їх розкладів за базисами дискретних ортогональних поліномів”, *Математичне та комп’ютерне моделювання: зб. наук. праць інституту кібернетики імені В. М. Глушкова Національної академії наук України*, вип. 13, с. 150-160б 2016.
- [74] М. В. Приймак, “Основи теорії моделювання, аналізу і прогнозу в автоматизованих системах управління ритмічними процесами,” автореф. дис. на здобуття наук. ступеня д-ра наук, НАУ, Київ, 2000.
- [75] Y. Ioannidis, “The history of histogram,” in *29th international conference on Very large data bases*, Berlin, 2003.
- [76] М. Кендал, А. Стьюарт, *Статистические выводы и связи*, Москва: Наука, 1973.
- [77] P. E. Greenwood, M. S. Nikulin, *A guide to chi-squared testing*, New York: John Wiley & Sons, 1996.
- [78] NumPy. (2019) About NumPy [Online]. Available: <https://numpy.org/devdocs/user/quickstart.html>
- [79] E. S. Pearson, H. O. Hartley, *Biometrika tables for Statisticians*. 3rd ed. Cambridge University Press, 1966.
- [80] Б. Ю. Лемешко, С. Б. Лемешко, “Сравнительный анализ критериев проверки отклонения распределения от нормального закона,” *Метрология*, вип. 2, с. 3-23, 2005.
- [81] Б. Ю. Лемешко, А. П. Рогожников, “Исследование особенностей и мощности некоторых критериев нормальности,” *Метрология*, вип. 4, с. 3-24, 2009.
- [82] R. B. D’Agostino, “Transformation to normality of the null distribution of g_1 ,” *Biometrika*, vol. 57, pp. 679-681, 1970.
- [83] R. B. D’Agostino, G. L. Tietjen, “Simulation probability points of b_2 for small samples,” *Biometrika*, vol. 58, pp. 669-672, 1971.
- [84] Student, “The probable error of a mean,” *Biometrika*, vol. 1, issue 6, pp. 1-25, 1908.

- [85] E. S. Pearson, H. O. Hartley, *Biometrika tables for Statisticians*. 2nd ed. Cambridge University Press, 1976.
- [86] Б. Ю. Лемешко, С. Б. Лемешко, А. А. Горбунова, “О применении и мощности критериев проверки однородности дисперсий. Ч. I. Параметрические критерии,” *Измерительная техника*, вип. 3, с. 10-16, 2010.
- [87] T. S. Rao, S. S. Rao, C.R. Rao, *Time series analysis: methods and applications*, Elsevier, 2012.
- [88] T. S. Chiara, *An introduction to the orthogonal polynomials*, New York: Dover Publications, 2011.
- [89] В. Б. Марченко, *Ортогональні функції дискретного аргументу і їх застосування в геофізиці*, Київ: Наукова думка, 1992.
- [90] Б. Г. Марченко, Н. Б. Марченко, Б. Б. Млинко, М. Є. Фриз, “Ідентифікація інформативних ознак світлового біосигналу методом ортогональних перетворень,” *Електроніка та системи управління*, вип. 3(17), с. 47-51, 2008.
- [91] T. S. Chiara, *An introduction to the orthogonal polynomials*, New York: Dover Publications, 2011.
- [92] Н. Васильев, А. Зельвинский, “Многочлены Чебышёва и рекуррентные соотношения,” *Научно-популярный физико-математический журнал “Квант”*, вип. 1, с.12-19, 1982.
- [93] M. Krawtchouk. C.R.Acad, “Sur une généralisation des polynomes d'Hermite,” *Science*, vol.17, pp.620-622, 1929.
- [94] J. Shlens, “A tutorial on principal component analysis,” *International Journal of Remote Sensing*, vol. 2, issue 51, 12 pages, Apr 2014.
- [95] I. T. Jolliffe, *Principal Component Analysis*, 2nd ed. New York: Springer Series in Statistics, 2002.
- [96] R. D. Rony, “Karhunen-Loeve Transform,” in *The Transform and Data Compression Handbook*, K. R. Rao, P. C. Yip, Eds. Boca Raton: CRC Press, 2001.
- [97] K. Yang, “Multivariate time series analysis based on principal component analysis,” Ph. D. dissertation, Faculty of the graduate school, University of Southern California, 2007.

- [98] K. Yang, C. Shahabi. "A PCA-based similarity measure for multivariate time series," in *Conf. Proceedings of the Second ACM International Workshop on Multimedia Databases*, Washington, DC, USA, 2004.
- [99] L. Wang, *Karhunen-Loeve expansion and their applications*, London: London Scholl of Economics and Political Sceince, 2008.
- [100] D. A. Jackson, "Stopping rules in principal component analysis: a comparison of heuristical and statistical approaches," *Ecology*, vol.74, issue 8, pp. 2204-2214, 1993.
- [101] P. Domingos, "A few useful things to know about machine learning," *Communication of the ACM*, vol.55, issue 10, pp. 78-87, Oct. 2012.
- [102] W. Li, Y. Zhang, Y. Sun, Y. Wang et al, "Approximate Nearest Neighbor Search on High Dimensional Data - Experiments, Analyses, and Improvement," *IEEE Transaction on Knowledge and Data Engineering*, vol.1, pp. 1-26, Apr 2019.
- [103] K. Fukunaga and P. M. Narendra, "A branch and bound algorithms for computing k-nearest neighbors," *IEEE Trans. Computers*, vol. 24(7), pp.750–753, 1975.
- [104] E. Bernhardsson. (2019) Annoy at github [Online]. Availble: <https://github.com/spotify/annoy>.
- [105] S. Rashka. (2016). Model evaluation, model selection, and algorithm selection in machine learning [Online]. Available: <https://sebastianraschka.com/blog/2016/model-evaluation-selection-part1.html>
- [106] P. Hall, B. U. Park, R. J. Samworth, "Choice of neighbor order in nearest-neighbor classification," *Annals of Statistics*, vol. 36, issue 5, pp.2135-2152, 2008.
- [107] А. Г. Дьяконов, "Алгоритмы для рекомендательной системы: технология Lenkor," Математические методы и алгоритмы решения задач бизнес-информатики, вып. 1(19), с. 32-39, 2012.
- [108] А. Г. Дьяконов. (2019). Простые методы анализа данных [Онлайн]. Доступно: <https://dyakonov.org/>
- [109] R. Kohavi, "A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection," in *the Fourteenth International Joint Conference on Artificial Intelligence*, San Mateo, CA, 1995.

- [110] S. Dustdar, W. Schreiner, “A survey on web services composition,” *International Journal of Web and Grid services*, vol.1, issue 1, pp. 1-30, Aug 2005.
- [111] V. Varma, *Software architecture: a case based approach*, Pearson Education India, 2009.
- [112] K. Gottshalk, S. Graham, H. Kreger, J. Snell, “Introduction to Web services architecture,” *IBM Systems Journal*, vol.41, issue 2, pp. 170-177, Feb 2002.
- [113] Django Stars. (Oct 2019). *Django vs Ruby on Rails: Web framework comparison* [Online]. Available: https://dev.to/django_stars/django-vs-ruby-on-rails-web-frameworks-comparison-1fa0.
- [114] W. McKinney, *Python for data analysis*, Sebastopol: O’Reilly Media, 2013.
- [115] E. Bressert, *SciPy and NumPy*, Sebastopol: O’Reilly Media, 2013.
- [116] D. Y. Chen, *Pandas for everyone*, Addison-Wesley professional, 2017.
- [117] S. Konishi, G. Kitagawa, G. *Information Criteria and Statistical Modeling*, Springer, 2008.

ДОДАТКИ

Додаток А

Список публікацій здобувача за темою дисертації та відомості про апробацію результатів дисертації

Наукові праці, в яких опубліковано основні наукові результати дисертації:

1. Fryz M., Stadnyk M. Justification of mathematical model of the steady-state visual evoked potential in a form of the linear random process. *Electronics and control systems*. 2013. No. 1 (35). С.100-107 (Index Copernicus, Crossref, EBSCO).
2. Фриз М. Є., Стадник М. А. Лінійний періодичний випадковий процес як математична модель усталеного зорового викликаного потенціалу. *Моделювання та інформаційні технології: зб. наук. пр. Нац. акад. наук України, Інститут проблем моделювання в енергетиці ім. Г. Є. Пухова*. 2014. №72. С. 36-43.
3. Фриз М. Є., Стадник М. А. Математична модель двоканального усталеного зорового викликаного потенціалу в задачах розробки інформаційних технологій офтальмодіагностики. *Вісник Хмельницького національного університету*. 2014. №1(209). С. 126-133 (Index Copernicus, Polish Scholarly Bibliography).
4. Стадник М. А. Оцінювання інформативних параметрів усталених зорових викликаних потенціалів з використанням їх розкладів за базисами дискретних ортогональних поліномів. *Математичне та комп'ютерне моделювання. Серія: Технічні науки: зб. наук. праць*. 2016. №13. С. 150-160. (Norwegian Social Science Data Services).
5. Fryz M., Stadnyk M., Sherbak L. The feature extraction and estimation of the steady-state visual evoked potential by the Karhunen-Loeve expansion. *Eastern European Journal of Enterprise Technologies*. 2017. No.1(85). С. 56-62. (Scopus, EBSCO, DOAJ).

Наукові праці, що засвідчують апробацію матеріалів дисертації:

6. Фриз М. Є., Стадник М. А. Математичні моделі та методи аналізу електроенцефалограм і зорових викликаних потенціалів. *Матеріали XV наукової конференції ТНТУ ім. І. Пулюя*: зб. тез доповідей, 4-15 груд. 2011 р. Тернопіль: ТНТУ, 2011. С. 6.

7. Стадник М. А. Статистичний аналіз зорових викликаних потенціалів стійкого стану. *Природничі науки та інформаційні технології*: зб. тез доповідей, 5-6 груд. 2012 р. Тернопіль: ТНТУ, 2012. С. 63.

8. Fryz M., Stadnyk M. Mathematical Model of the Steady-State Visual Evoked Potential in a Form of Linear Random Periodical Process. *Proceeding of the 6th International Academic Conference of Young Scientist "Computer Science and Engineering 2013 (CSE-2013)"*, November 21-23, 2013. Lviv: Lviv Polytechnic Publishing House, 2013. PP. 134-135.

9. Стадник М. А. Лінійний випадковий процес як математична модель зорового викликаного потенціалу. *Матеріали III науково-технічної конференції "Інформаційні моделі, системи та технології"*, 24 квіт. 2013 р. Тернопіль: ТНТУ, 2013. С. 16.

10. Стадник М. А. Врахування двоканальності усталеного зорового викликаного потенціалу при побудові математичної моделі інформаційної системи офтальмодіагностики. *Матеріали IV науково-технічної конференції "Інформаційні моделі, системи та технології"*, 15-15 трав. 2014 р. Тернопіль: ТНТУ, 2014. С. 14.

11. Stadnyk M. The informative Parameters Determination for a Visual System Diagnostics by Using the Steady State Visual Evoked Potentials. *Modern Problems of Radio, Engineering, Telecommunications, and Computer Science. Proceeding of the 13th International TCSET'2016*", February 23-26, 2016. Lviv: Lviv Polytechnic Publishing House, 2016. PP. 800-809. (Scopus).

12. Стадник М. А. Оцінювання інформативних параметрів усталених зорових викликаних потенціалів з використанням методу ортогональних перетворень. *Сучасні проблеми математичного моделювання, прогнозування та оптимізації: тези доповідей VII міжнародної наукової конференції*, 21-22 квіт.

2016 р. Кам'янець-Подільський: Кам'янець-Подільський національний університет імені Івана Огієнка, 2016. С. 214-216.

13. Стадник М. А. Оцінка інформативних параметрів на основі аналізу усталених зорових викликаних потенціалів як одна з ключових функцій інформаційної технології офтальмодіагностики. *Матеріали IV міжнародної науково-технічної конференції “Теоретичні та прикладні аспекти радіотехніки, приладобудування і комп’ютерних технологій”*, 20-21 квіт. 2019 р. Тернопіль: ТНТУ, 2019. С. 64-67.

**Частини програмного коду розробленої ІТ аналізу усталених зорових
викликаних потенціалів в задачах офтальмодіагностики**

Лістинг А.1 – Оцінювання ймовірнісних характеристик досліджуваного сигналу. Модуль “Features.py”

```
import pandas as pd
import numpy as np
import math as mth
import matplotlib.pyplot as plt
from mpl_toolkits.mplot3d import Axes3D
import seaborn as sns
from scipy import signal
def customperiod(A,t):
    l=mth.trunc(A.shape[0]/t)*t
    z=A.loc[0:l-1]
    z=z.values.reshape(int(l/t),t)
    M=np.mean(z, axis=0)
    h=np.max(M)-np.min(M)
    return h
def mathexpect(A,T):
    l=int(mth.trunc(A.shape[0]/T)*T)
    z=A.loc[0:l-1]
    z=z.values.reshape(int(l/T),T)
    mexp=np.mean(z, axis=0)
    return mexp
SSVEP=pd.read_csv(file)
results=[]
T=[]
for t in range(40,60):
    results.append(customperiod(f,t))
    T.append(t)
results = np.asarray(results)
```

```

print(results.max())
def correxpect(A,T):
    l=int(mth.trunc(A.shape[0]/T)*T)
    z=A.loc[0:l-1]
    z=z.values.reshape(int(l/T),T)
    Z=z-z.mean(axis=0, keepdims=True)
    return (Z.transpose()@Z)/(int(A.shape[0]/T))
def crosscorrepect(A1,A2,T):
    l=int(mth.trunc(A1.shape[0]/T)*T)
    x=A1.loc[0:l-1]
    x=x.values.reshape(int(l/T),T)
    X=x-x.mean(axis=0, keepdims=True)
    y=A2.loc[0:l-1]
    y=y.values.reshape(int(l/T),T)
    Y=y-y.mean(axis=0, keepdims=True)
    Z=np.concatenate((X, Y), axis=1)
    return (Z.transpose()@Z)/(A1.shape[0]/T)

```

Лістинг А.2 – Виконання ортогонального розкладу математичного сподівання за базисами функції Чебишева, Лагера, Кравчука дискретного аргументу та двовимірного розкладу Карунена-Лоева. Модуль “Decomposition.py” та “KLT.py”

```

%matplotlib inline
%config InlineBackend.figure_format = 'svg'
from pylab import rcParams
rcParams['figure.figsize'] = 7,4
def factpow(x,j):
    if j==0:
        r=1
    else:
        r=1
        for m in range(1,j+1):
            r=r*(x-m+1)

```

```

    return r
def combination (n,k):
    return int (factpow (n,n-1) / factpow (k, k-1) / factpow (n-k, n-k-1))
def Chebishev (m, N):
    t=np.zeros ((m, N))
    t_norm=np.zeros (m)
    for x in range (0, N):
        t[0][x]=1
        t[1][x]=2*x- (N-1)
        t[2][x]=6*x*x-6* (N-1) *x+ (N-1) * (N-2)
    for k in range (2, m-1):
        for x in range (0, N):
            t[k+1][x]=((2*k+1) * (2*x-N+1) *t[k][x]-k* (N*N-k*k) *t[k-
1][x]) / (k+1)
    t_norm=la.norm(t, axis=1)
    for k in range (0, m):
        t[k, :]=t[k, :] / t_norm[k]
    return t
a=np.zeros (f.shape[0])
polinoms=pd.DataFrame (Chebishev (f.shape[0], f.shape[0]))
data=polinoms.T
data.index.names = ['x']
data = pd.DataFrame (data)
a=data.multiply (f['M'], axis="index")
res1=a.sum (axis=0)
energia=np.power (f['M'], 2).sum ()
def nerivnist (percent):
    eng=0
    for k in range (0, f.shape[0]):
        if eng>=energia*percent:
            result=k
            break
    else:
        eng=eng+res[k]**2
    return result

```

```

print(nerivnist(0.95))
def Kravchuk(m,N,p,q):
    t=np.zeros((m,N))
    t_norm=np.zeros(m)
    for x in range (0,N):
        t[0][x]=1
        t[1][x]=x-p*N
        t[2][x]=0.5*(x*x+x*(p-q-2*p*N)+p*p*N*(N-1))
    for k in range (2,m-1):
        for x in range (0,N):
            t[k+1][x]=(t[k][x]*(x-k*(1-2*p)-p*N)-t[k-1][x]*p*q*(N-
k+1))/(k+1)
    for k in range (0,m):
        t_norm[k]=mth.sqrt(combination(N,k)*((p*q)**k))
        t[k,:]=t[k,:]/t_norm[k]
    for x in range (0,N):
        t[:,x]=t[:,x]*mth.sqrt(combination(N,x)*(p**x)*(q**(N-x)))
    return t
f=pd.read_csv(filename)
f.columns=['i', 'M']
a=np.zeros(f.shape[0])
polinoms=pd.DataFrame(Kravchuk(f.shape[0], f.shape[0], 0.5, 0.5))
data=polinoms.T
data.index.names = ['x']
data = pd.DataFrame(data)
a=data.multiply(f['M'], axis="index")
res=a.sum(axis=0)
markerline, stemlines, baseline = plt.stem(res**2)

# setting property of baseline with color red and linewidth 2
plt.setp(baseline, color='b', linewidth=2)
plt.setp(markerline, color = 'b', markersize = 7,
          markeredgewidth = 'b', markeredgewidth = 2)
plt.setp(stemlines, color = 'black', linewidth = 0.5, linestyle = '-')

```



```

plt.margins(0.05, 0.05)
# Set the title and labels
plt.xlabel('k')
plt.ylabel("$a_k^2$")
plt.savefig('Kravchuk2.png')
plt.show()

def Lager(m,N,l):
    a=1/(mth.exp(l)-1)
    t=np.zeros((m,N))
    t_norm=np.zeros(m)
    for k in range (0,m):
        for j in range (0,k+1):
            for x in range (0,N):
                t[k][x]=t[k][x]+combination(k,j)*((-
1)**j)*factpow(x,j)/(a**j)/mth.factorial(j)*((a**k)/((a+1)**k))
            t_norm[k]=mth.sqrt(mth.exp(l*k)*(1-mth.exp((-1)*l)))
            t[k,:]=t[k,:]*t_norm[k]*((-1)**k)
        for x in range (0,N):
            t[:,x]=t[:,x]*mth.exp((-1)*l*x/2)
    return t
a=np.zeros(f.shape[0])
polinoms=pd.DataFrame(Lager(f.shape[0], f.shape[0], 2))
data=polinoms.T
data.index.names = ['x']
data = pd.DataFrame(data)
a=data.multiply(f['M'], axis="index")
res=a.sum(axis=0)
markerline, stemlines, baseline = plt.stem(res**2)
e=np.zeros(res.shape[0])
e[0]=(res[0]**2)
for k in range (1, res.shape[0]):
    e[k]=(e[k-1]+res[k]**2)
e=e/energia

```

```

# setting property of baseline with color red and linewidth 2
plt.setp(baseline, color='m', linewidth=2)
plt.setp(markerline, color = 'm', markersize = 7,
          markeredgecolor = 'm', markeredgewidth = 2)
plt.setp(stemlines, color = 'black', linewidth = 0.5, linestyle = '-
')
plt.margins(0.05, 0.05)
# Set the title and labels
plt.xlabel('k')
plt.ylabel("$a_k^2$")
plt.savefig('Lager2.png')
plt.show()
energia=np.power(f['M'],2).sum()
print(nerivnist(0.95))

markerline, stemlines, baseline = plt.stem(res**2)

# setting property of baseline with color red and linewidth 2
plt.setp(baseline, color='m', linewidth=2)
plt.setp(markerline, color = 'm', markersize = 7,
          markeredgecolor = 'm', markeredgewidth = 2)
plt.setp(stemlines, color = 'black', linewidth = 0.5, linestyle = '-
')
plt.margins(0.05, 0.05)
# Set the title and labels
plt.xlabel('k')
plt.ylabel("$a_k^2$")
plt.savefig('Lager2.png')
plt.show()

e_Chebichev=pd.read_csv('e_Chebichev.csv', sep=',')
e_Chebichev=e_Chebichev.values[:,1]
e_Lager=pd.read_csv('e_Lager.csv', sep=',')
e_Lager=e_Lager.values[:,1]
e_Kravchuk=pd.read_csv('e_Kravchuk.csv', sep=',')

```

```

e_Kravchuk=e_Kravchuk.values[:,1]
e_F=pd.read_csv('e_Fourier.csv', sep=',')
e_F=e_F.values[:,1]
e=np.zeros(length)
for i in range(0, length):
    e[i]=0.95
print(e)

from numpy import linalg as LA
w, v = LA.eig(RRcross)
print(w)
print(v)
kaizer=np.zeros(length)
e=np.zeros(length)
for i in range(0, length):
    kaizer[i]=np.trace(RRcross)/2/35
    e[i]=0.95*np.trace(RRcross)
ew=np.zeros(w.shape[0])
e=np.zeros(w.shape[0])
ew[0]=(w[0])
e[0]=0.99
for k in range (1, w.shape[0]):
    ew[k]=(ew[k-1]+w[k])
    e[k]=0.95
ew=ew/np.trace(RRcross)
plt.grid(b=length)

plt.plot(ew, markerfacecolor='b', markersize=2, color='black',
linewidth=2,linestyle='-.', label='$e_k$')
plt.plot(e, markerfacecolor='r', markersize=2, color='r',
linewidth=2,linestyle='-', label='$0.99E$')
plt.margins(0.05, 0.05)
plt.xlabel('n')
#plt.ylabel("$\lambda_k$")
plt.savefig('eigenn.png')

```

```
plt.legend()
```

Лістинг А.3 – Навчання KNN класифікатора. Модуль “KNN.py”

```
from sklearn.model_selection import train_test_split, StratifiedKFold
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(df.values, y,
test_size=0.3,

random_state=17)
from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
knn = KNeighborsClassifier(n_neighbors=7)
from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
knn = KNeighborsClassifier(n_neighbors=10)
from sklearn.metrics import accuracy_score
knn_pred = knn.predict(X_test)
accuracy_score(y_test, knn_pred)
from sklearn.model_selection import GridSearchCV, cross_val_score
from sklearn.pipeline import Pipeline
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
knn_pipe = Pipeline([('scaler', StandardScaler()), ('knn',
KNeighborsClassifier(n_jobs=-1))])
knn_params = {'knn__n_neighbors': range(1, 15),
              'a1':range(0,1),
              'a1':range(0,1),
              'a1':range(0,1)}
knn_grid = GridSearchCV(knn_pipe, knn_params,cv=5, n_jobs=-
1,verbose=True)
knn_grid.fit(X_train, y_train)
knn_grid.best_params_, knn_grid.best_score_
accuracy_score(y_test, knn_grid.predict(X_test))
```

Додаток В

Результати перевірки статистичних гіпотез щодо нормальності розподілу

Таблиця В.1 – Критерій згоди χ^2 – Пірсона для випадково обраних φ – серій усталеного ЗВП зареєстрованого при частоті стимуляції $F_s = 10$ Гц

φ – серія	χ^2	m	$h_{m-s-1,1-0.05}$	Прийнята гіпотеза
φ_0	18,44	14	19,7	H_0
φ_1	18,23	13	18,3	H_0
φ_2	19,57	15	21,0	H_0
φ_7	19,32	14	19,7	H_0
φ_8	18,34	15	21,0	H_0

Таблиця В.2 – Статистика Шапіро-Вілка для випадково обраних φ – серій усталеного ЗВП зареєстрованого при частоті стимуляції $F_s = 10$ Гц

φ – серія	W	p – значення	Прийнята гіпотеза
φ_0	0,998	0,945	H_0
φ_1	0,997	0,813	H_0
φ_2	0,997	0,649	H_0
φ_7	0,997	0,767	H_0
φ_8	0,998	0,943	H_0

Додаток Г

Результати перевірки статистичних гіпотез щодо стаціонарності φ – серій

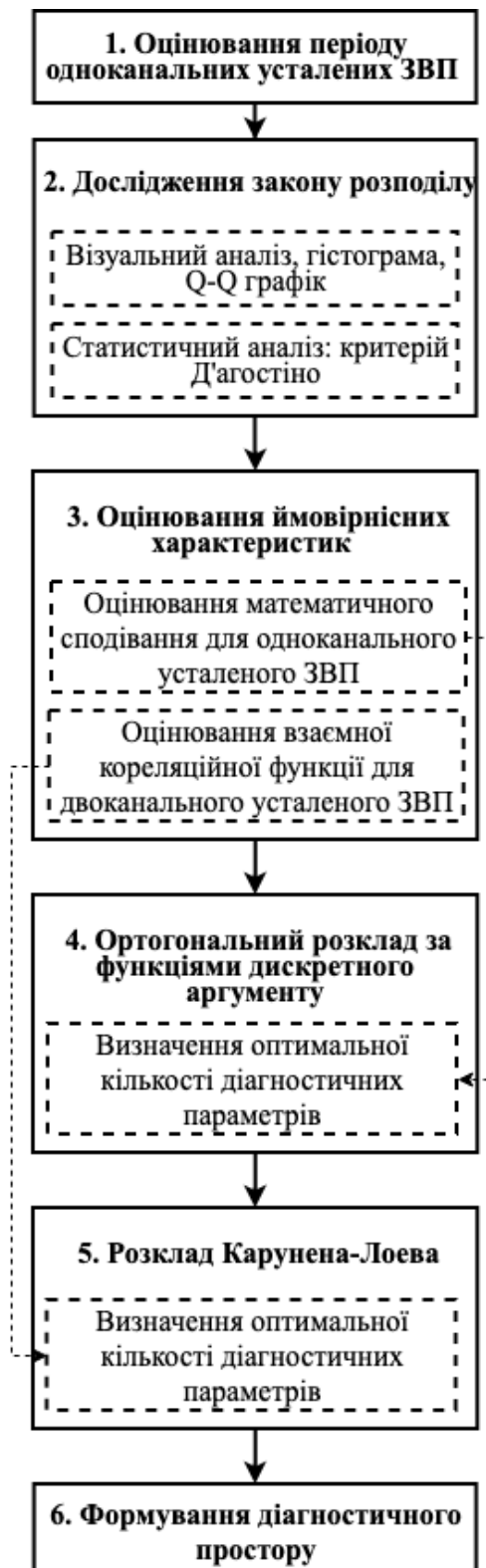
Таблиця Г.1 – Критерій t_v Стюдента при для випадково обраних φ – серій усталеного ЗВП зареєстрованого при частоті стимуляції $F_s = 10$ Гц

φ – серія	t_v	ν	$t_v(p, \nu)$	Прийнята гіпотеза
φ_0	0,217	292	1,645	H_0
φ_1	0,249	292	1,645	H_0
φ_2	0,289	291	1,645	H_0
φ_7	0,543	292	1,645	H_0
φ_8	0,538	292	1,645	H_0

Таблиця Г.2 – Критерій F Фішера при $p=0,05$, $\nu_1=147$, $\nu_2=148$ для випадково обраних φ – серій усталеного ЗВП зареєстрованого при частоті стимуляції $F_s = 10$ Гц

φ – серія	F	$F\left(\frac{1-p}{2}, \nu_1, \nu_2\right)$	Прийнята гіпотеза
φ_0	1,000	1,08	H_0
φ_1	0,917	1,08	H_0
φ_2	0,845	1,08	H_0
φ_7	0,945	1,08	H_0
φ_8	1,068	1,08	H_0

Схематичне зображення алгоритму оцінювання інформативних характеристик



Зразок звіту щодо результатів офтальмодіагностики

Пацієнт: Стадник Марія Андріївна

Частота стимуляції: 10 Гц

Клас: Здоровий (З)

Результати - контрольні відстані

1	1.7 (З)	4	1.62 (З)	7	6.42 (П)
2	1.39 (З)	5	5.43 (П)	8	3.23 (З)
3	2.32(З)	6	8.17 (П)	9	2.14 (З)



24.06.19

Додаток Е

Угода про співпрацю в проведенні наукових досліджень

Погоджено

Проректор з наукової роботи
ТНТУ імені І.Пулюя
Рогатинський Р.М.

Погоджено

Проректор з наукової роботи та
впровадження нових технологій
ТДМУ імені І.Я.Горбачевського
Марценюк В.П.

УГОДА

про співпрацю у проведенні наукових досліджень з подальшим
впровадженням отриманих результатів у практику
на період з 2011р. по 2014р.

Напрямок досліджень: математичне моделювання та статистичний аналіз електроенцефалограми (ЕЕГ) та викликаних потенціалів (ВП) мозку.

Мета досліджень: розробка нової математичної моделі, методів обробки ЕЕГ та ВП та виявлення на їх основі нових інформативних ознак з метою підвищення достовірності медичної діагностики.

Впровадження: результати досліджень планується впровадити у вигляді відповідного програмного забезпечення в рамках автоматизованого діагностичного комплексу на кафедрі фізіології ДВНЗ "ТДМУ імені І.Я.Горбачевського"

Експериментальна база досліджень: комп'ютерна діагностична система кафедри фізіології ДВНЗ "ТДМУ імені І.Я.Горбачевського"

Завідуючий кафедрою
Комп'ютерних наук
к.т.н., доцент Мацюк О.В.

Директор Інституту медико-біологічних
проблем
д.м.н., професор Вадзюк С.Н.

Зображення виміральної установки для реєстрації усталених ЗВП

ДОДАТОК Ж

Акти впровадження результатів дисертаційних досліджень

„ЗАТВЕРДЖУЮ”

Директор комунального підприємства
“Тернопільський міський лікувально-
діагностичний центр” Тернопільської
міської ради

П.Р. Левицький

"10" вересня 2019 р.



АКТ

про впровадження результатів дисертаційного дослідження
Стадник Марії Андріївни
на тему «Інформаційна технологія аналізу усталених зорових викликаних
потенціалів в задачах офтальмодіагностики»
на здобуття наукового ступеня кандидата технічних наук за спеціальністю
05.13.06 – інформаційні технології

Комісія у складі:

голови – заступник директора КП «ТМЛДЦ» Книш Роман Орестович;

членів комісії: лікар-офтальмолог Наталія Михайлівна Черник;

лікар з функціональної діагностики вищої кваліфікаційної
категорії Майка Людмила Ксаверівна.

цим Актом засвідчує, що результати дисертаційної роботи Стадник М. А., розширюють множину параметрів при аналізі двоканального усталеного зорового викликаного потенціалу, враховуючи статистичні характеристики його одноканальних складових, а також взаємозв'язок між сигналами отриманих із правого та лівого ока відповідно. Ці параметри є інформативними при додатковій оцінці стану зорового аналізатора людини в умовах не придатних для виконання стандартного медичного протоколу діагностики. Програмне забезпечення дозволяє здійснювати аналіз двоканального усталеного ЗВП зареєстрованого при різних частотах стимуляції та дискретизації електроенцефалографа.

Голова комісії

заступник директора КП «ТМЛДЦ»

Р.О. Книш

Члени комісії

лікар-офтальмолог

Н. М. Черник

лікар з функціональної діагностики
вищої кваліфікаційної категорії

Л.К. Майка


«10» вересня 2019 р.

“Затверджую”
 Проектор з наукової роботи
 Тернопільського національного
 технічного університету
 Рогатинський Р. М.
 “18” серпня 2019

АКТ ВПРОВАДЖЕННЯ

1. *Об'єкт впровадження:* Програмні модулі та алгоритми інформаційної технології аналізу усталених зорових викликаних потенціалів.
2. *Ким запропоновано, виконавці, адреса:* Стадник Марія Андріївна, асистент кафедри кібербезпеки Тернопільського національного технічного університету імені Івана Пулюя, кафедра кібербезпеки, м. Тернопіль, вул. Руська, 56.
3. *Джерело інформації:* Дисертаційна робота Стадник М. А. на тему “Інформаційна технологія аналізу усталених зорових викликаних потенціалів у задачах офтальмодіагностики”.
4. *Назва організації, що впроваджує:* Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, кафедра кібербезпеки, м. Тернопіль, вул. Руська, 56.
5. *Термін впровадження:* 2018-2019 рр.
6. *Висновок про впровадження:* Запропоновані програмні модулі дозволяють здійснювати оцінювання ймовірнісних характеристик стохастично-періодичного процесу, ідентифікацію інформативних параметрів з використанням ортогональних розкладів за базисом функцій дискретного аргументу, перетворення Карунена-Лоєва, бінарну класифікацію на основі модифікованого алгоритму К-найближчих сусідів (KNN). Запропоновані програмні модулі та алгоритми використовуються в навчальному процесі кафедри кібербезпеки при вивченні дисциплін “Обробка сигналів та зображень”, “Інтелектуальний аналіз даних”.

Асистент кафедри кібербезпеки



Стадник М. А.

Зав. кафедри кібербезпеки, к.т.н. доцент



Загородна Н. В.

„ЗАТВЕРДЖУЮ”
Директор ТОВ
Тернопільське КБ радіозв'язку «Стріла»



Рафалюк О.О.

07 2019

АКТ ВПРОВАДЖЕННЯ

1. **Об'єкт впровадження:** Методи, алгоритмічне та програмне забезпечення статистичного опрацювання багатоканальних періодичних сигналів з використанням моделі лінійних випадкових процесів, ортогональних розкладів за базисами функцій Чебишева, Лагера, Кравчука та перетворення Карунена-Лоева.
2. **Ким запропоновано, виконавці, адреса:** Стадник Марія Андріївна, асистент кафедри кібербезпеки Тернопільського національного технічного університету імені Івана Пулюя, кафедра кібербезпеки, м. Тернопіль, вул. Руська, 56.
3. **Джерело інформації:** Матеріали дисертаційної роботи Стадник М. А. на тему: "Інформаційна технологія аналізу усталених зорових викликаних потенціалів у задачах офтальмодіагностики", спеціальність 05.13.06 – інформаційні технології.
4. **Де впроваджено:** ТОВ Тернопільське КБ радіозв'язку «Стріла», 46023, м.Тернопіль, вул. 15 Квітня, 6.
5. **Термін впровадження:** 2018 - 2019 р.
6. **Висновок по впровадженню:** Запропоновані програмні модулі дозволяють здійснювати оцінювання ймовірнісних характеристик процесів враховуючи їх випадкову періодичність, фільтрацію сигналу від шуму та ідентифікацію інформативних параметрів завдяки використанню ортогональних розкладів за базисом функцій дискретного аргументу, перетворення Карунена-Лоева. Дані програмні модулі при їх адаптації до умов передачі даних по радіочастотному каналі, дозволяють підняти надійність та достовірність передачі цифрової інформації.

Даний акт не є підставою для фінансових розрахунків.

Головний інженер
ТОВ ТКБР «Стріла»

Піскун С.О.

„ЗАТВЕРДЖУЮ”

Тернопільський державний медичний університет

ім. І.Я. Горбачевського

Проректор з наукової роботи

І.М. Кліщ

2019

”



АКТ ВПРОВАДЖЕННЯ

1. Назва пропозиції для впровадження: “Інформаційна технологія аналізу усталених зорових викликаних потенціалів з використанням ортогонального розкладу за базисом функцій Чебишева та двовимірного розкладу Карунена-Лосва”.
2. Заклад, що розробив, його поштова адреса: Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, м. Тернопіль, вул. Руська 56, кафедра комп’ютерних наук.
3. Прізвище, ім’я, по-батькові авторів: Стадник М. А., асистент кафедри кібербезпеки Тернопільського національного технічного університету імені Івана Пулюя, кафедра кібербезпеки.
4. Джерело інформації: Дисертаційна робота Стадник М. А. на тему: “Інформаційна технологія аналізу усталених зорових викликаних потенціалів в задачах офтальмодіагностики”.
5. Назва організації, що впроваджує: кафедра медичної інформатики Тернопільського державного медичного університету імені І.Я. Горбачевського, м. Тернопіль, Майдан Волі, 1.
6. Термін впровадження: 2018-2019 р.
7. Ефективність впровадження: здійснення аналізу двоканального усталеного зорового викликаного потенціалу з використанням ортогонального розкладу за базисом функцій Чебишева дискретного аргументу та двовимірного розкладу Карунена-Лосва дозволило розширити множин діагностичних параметрів, врахувавши ритмічність досліджуваного сигналу та взаємозв’язок між каналами реєстрації.
8. Зауваження та пропозиції організації, що впровадила розробку: рекомендовано до включення в навчальний процес з навчальних дисциплін “Комп’ютерне моделювання у фармації”, “Медична інформатика”.

Відповідальний за впровадження:

Завідувач кафедри медичної інформатики

ТДМУ ім. І.Я. Горбачевського

д.біол.н., проф. Вакулєнко Д.В.